سلسلة هندسة المعلومات ونظم الكمبيوتر ٢

معالجة الصور

دكتور: بشير علي عرنوس

السحاب
للنشر والتوزيع

بسم الله الرحمن الرحيم

الحمد لله رب العالمين الذي لاتحصى نعائمه، ومنها البصر والسمع، والصلاة والسلام على رسوله الكريم الذي لاتحصى فضائله. أبدع الله في خلقه للإنسان، فأعطاه من ضمن نعمه عليه، الحواس الخمسة " ألم نجعل له عينين* ولسانا وشفتين" "إن السمع والبصر والفؤاد كل اولئك كان عنه مسؤولا"، والتي تعتبر مدخله الى معرفة العالم من حوله. ويعتبر البصر المدخل الأوسع لعالم المعلومات، حيث تبلغ نسبة المعلومات التي تدخل الى عقل الإنسان عن طريق البصر 90% بالنسبة لباقي الحواس. العين البشرية تعمل كآلة تصوير فتنقل الصورة الى المخ الذي يقوم بدوره بمعالجة الصور وتمييزها لفهما وتخزينها واسترجاعها عند الحاجة. ربما لانشعر نحن كبشر عاديين بعمليات المعالجة داخل المخ، حيث انها تحدث بسرعة فائقة، بناءا على طرق لايزال الكثير منها غامضا لنا حتى الان. من الواضح اننا نستخدم الكثير من عمليات المعالجة و نستعين بكثير من دلائل التمييز للوصول الى إعطاء القرار بخصوص فهم مانراه. يقول تعالى في كتابه الكريم، معطيا اللون كدليل تمييز بصري، بخصوص بقرة بني إسرائيل التي طلب منهم ذبحها بالإضافة الى اوصاف اخرى " قالوا ادع لنا ربك يبين لنا ما لونها قال انه يقول إنها بقرة صفراء فاقع لونها تسر الناظرين".

إن أهمية البصر بالنسبة للإنسان تجعله يأخذ مكانا هاما في تطوير انظمة البصر الصناعي، حيث تقف هذه الانظمة بدورها على رأس هرم الذكاء الإصطناعي كما تم بيانه في كتاب الذكاء الإصطناعي. أتمتة العمل تحدد مستوى التقدم التقني والعلمي، وتطال جميع مجالات الحياة. النظم الذكية تسمح بإستبدال الإنسان في ظروف العمل الغير صحية، عند تنفيذ اعمال رتيبة ومجهدة ستكون المساعد والشريك الذي يمكن الإعتماد عليه. واحدة من أهم هذه النظم تعتبر أنظمة معالجة وتمييز الصور، التي تملك خاصية الرؤية و التعرف على ماتراه.

نَما حقلُ معالجة وتمييز الصور إلى حدٍّ كبير أثناء العقد الماضي ، ترافق ذلك مع الإستخدامِ المتزايدِ للصور في التطبيقاتِ التي لا تعد ولا تحصى والتي إقترنتْ بها التحسينات في الحجمِ، السرعة، وتأثير كلفةِ الحاسبات الإلكترونيةِ و تقنيات معالجِة الإشارات ذات العلاقةِ (إشارة الفيديو، الصوت..الخ). معالجة الصورةِ وَجدتْ دور هامّ في: العلوم، الصناعة، الفضاء، والتطبيقات المختلفة الحكومية منها والخاصة.

كَانتْ الثمانينات عقد مهم مِنْ النمو و النضج في هذا الحقلِ. في بِداية ذلك العقدِ، كان الكثيرَ من تقنياتِ المعالجة يَعْكسُ الإهتمامِ الأكاديمي فقط؛ تنفيذ وتطوير هذه التقنيات كَانَ بطيئاً و مكلفا جداً. اليوم، وبفضل تقدم الخوارزميات وأدوات التطوير و التطبيقِ، فإن معالجة وتمييز الصور أصبحْ تقنية مربحة و حيوية في مجموعة كبيرة من التطبيقاتِ.

في الوقت الراهن ، مع بِداية القرنِ الحادي والعشرونِ، معالجة الصور أَصْبَحتْ فرع أساسي في هندسة الكمبيوتر ونظم المعلومات، مع ان التقدّمَ في القواعد النظريةِ لمعالجة وتمييز الصور مازال مستمرا. بالإضافة الى عامل التَحفيز

الآخرِ وهو إدراجِ خاصية التفاعلِ، حيث أن الحاسوب اصبح لديه الامكانيات لعرض أمثلةَ الصور لتوضيح مفاهيم المعالَجة المنفذة على الصور.

الكتابَ موجه للدارسين في عِلْوْمِ وهندسة الحاسبات، كذلك فروع الهندسة الإخرى. أيضاً، هو يُمْكِنُ أَنْ يُستَعملَ كدليل مرجعي للعاملين في البحوثِ المتعلقة في معالجة وتمييز الصور، مطوّروا أجهزةِ معالجة وتمييز الصور وأنظمة البرامجة، والمهندسون العمليون والمهندسين الذين يَستعملونِ معالجة الصور كأداة في تطبيقاتِهم.
إنّ القارئَ مُفترَضُ أَنْ يَكُونَ عِنْدَهُ خلفية أساسية في نظرية النظمِ الخطيّةِ، الرياضيات وبالتحديد الجبر والهندسة، و براعة في لغة البرمجة C و/ أو مشتقاتها.
إنّ الكتابَ يُغطّي التقنياتُ الأساسيةُ التي تحتاجُها لدَعْم التطبيقات التي تعالج الصورةِ والتي منها : فصول مُهتمّة بتمثيلِ الصورِ المستمرةِ. المواضيع تَتضمّنُ : التمثيل الرياضي للصورِ المستمرةِ، الخصائص الفيزيائية لرؤيةِ الإنسان، خصائص ومعايير الصور والضوء واللون. إدخال عينات الصور، وتقنيات التمثيلِ الرياضيِ. كما يُناقشَ تقنياتَ معالجةِ الإشارات الثنائية الأبعادِ، بضمن ذلك المشغلين الخطيّينِ العامّينِ والتحويلات المركزية مثل: فوريير، Hadamard، و Karhunen Loeve. يُحلّلُ ويُقارنُ تقنياتَ المعالجة الخطيّةِ المطبّقة بالإلتواءِ المباشرِ وتَرْشيح مجالِ فوريير. يوضح الكتاب منطقتي التطبيقِ الرئيسيتينِ لمعالجة الصور وهما تحسينِ الصور وتقنياتِ الترميم، بضمن ذلك نماذجِ الترميم، الترميم النقطي والمكاني، و التغييرات الهندسية على الصور. يقدم تحليلِ الصور، "مركز على إنتزاعِ المعلوماتِ مِنْ الصورةِ. تَتضمّنُ المواضيعُ كالكشف عن الحواف، إنتزاع ميزّ ات الصورةِ، تقسيم الصورةِ، تحليل شكل الجسمِ، وكشف (تحديد) الجسمِ. يوضح تقنيات مبادئ التمييز، الانواع المختلفة لدلائل التمييز وحسابها، المطابقة وإتخاذ القرار.

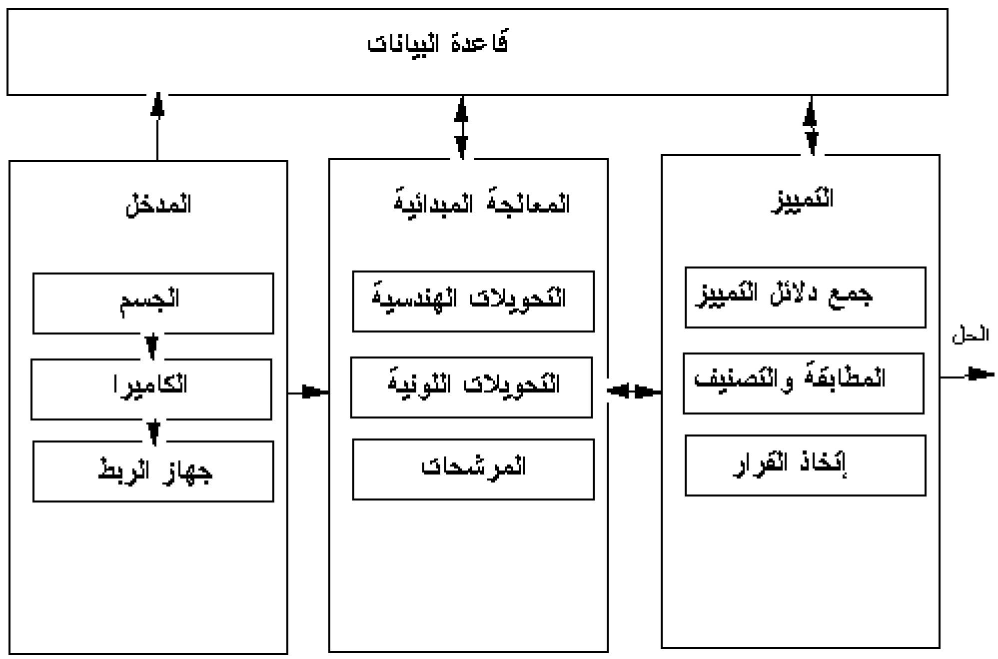
المقدمة

تنقسم أنظمة المعالجة والتمييز الى جزئين رئيسيين وهما، حسب المسمى، المعالجة والتمييز. يمكن للمعالجة ان تنفرد بأنظمة لوحدها كالتطبيقات البرمجية (كورل درو، فوتو شوب ...الخ). تقوم هذه التطبيقات بتنفيذ اغلب العمليات الخاصة بمعالجة الصور، والتي تتلخص بتحسين الصور وترميمها، والتي سيتم شرحها بالتفصيل وستكون موضوع الجزء الاول من هذا الكتاب. بينما نجد المعالجة ملازمة للتمييز، حيث تعتبر جزء ضروري لإعداد الصورة للتمييز.
يعرف تمييز الصور بأنه مسألة معالجة وتحويل الصور المدخلة الى تراكيب بلغة دلائل التمييز التي تسمح بتصنيف الجسم المراد التعرف عليه الى احد الأصناف المشكلة في مرحلة التعلم و/ او التخطيط.
يعتبر إختيار مجموعة دلائل التمييز هو الإختلاف الأساسي بين مبادئ التمييز الكثيرة جدا والمختلفة. تحدد عملية إختيار دلائل التمييز و إمكانية جمعها آليا مستوى كفاءة و مصداقية نظام المعالجة والتمييز. تعتبر المعلومات الخاصة بشرح عملية التمييز موضوع الجزء الثاني من الكتاب.
يشمل المخطط الوظيفي العام لإنظمة المعالجة والتمييز على اربع وحدات رئيسية وهي كالتالي:

- وحدة إدخال الصور – تهتم بإدخال الصور من جهاز الإدخال (كاميرا، ماسح ضوئي..الخ) الى جهاز الحاسب وتشكيل التمثيل الرقمي للصورة وحفظها بأحد انواع هذا التمثيل.
- وحدة المعالجة المبدائية- تتلخص مهام هذه الوحدة بتحسين نوعية الصورة بتنفيذ العمليات المختلفة عليها كالتحويلات الهندسية، الضوئية و اللونية، تخيف الضوضاء، اكتشاف حدود الجسم ...الخ. وذلك بهدف توحيد شروط الإدخال وتقريب خصائص الصورة المدخلة الى نفس خصائص نموذج التمييز، مما يؤدي بدوره الى تحسين وتسريع عملية جمع دلائل التمييز.
- وحدة التمييز – تعتبر قلب نظام المعالجة والتمييز، و تقوم بالوظائف التالية :

- إختيار مجموعة دلائل التمييز بالإستناد على مبدأ التمييز المختار.
- وصف (تعريف) الصورة بلغة الدلائل (عناصر التمييز).
- حساب قيم معايير المطابقة للجسم المراد تمييزه.
- مطابقة هذه القيمة مع القيم الخاصة بالنماذج المخزنة في قواعد البيانات.
- أخذ القرار بإلحاق هذا الجسم الى احد أصناف مجموعة النماذج.

- وحدة التخزين – قواعد البيانات التي يتم تخزين النماذج بها.



الرسم 1. المخطط الوظيفي العام لنظم المعالجة والتمييز

سمحتْ التقنيةُ الرقمية الحديثة مُعَالَجَة الإشاراتِ المتعددة الأبعادِ بالأنظمةِ التي تَتراوحُ بينْ الدوائرِ الرقميةِ البسيطةِ و الحاسباتِ المتوازيةِ المتقدّمةِ. هدف هذه المعالجة يُمْكِنُ أَنْ يُقسّمَ إلى ثلاثة أصنافِ:

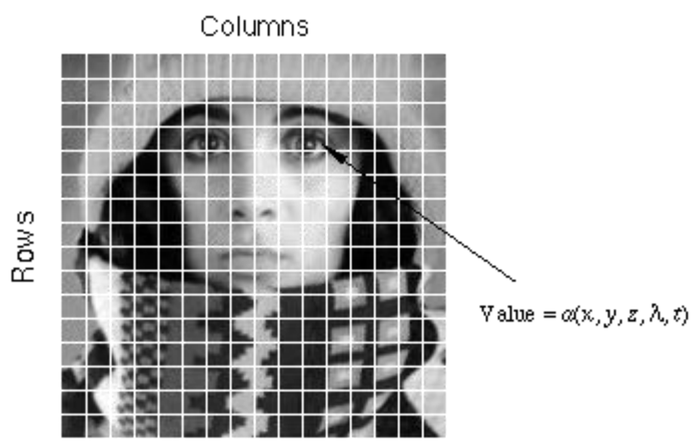
- معالجة الصور : صورةِ على المدخل -> صورة على المخرج
- تحليل الصور : صورةِ على المدخل -> مقاييس على المخرج
- فهم الصور: صورة على المدخل -> وصف عالي المستوى على المخرج

سَنُركّزُ في هذا الجزء على المفاهيمِ الأساسيةِ لمعالجة الصورِ. وسنناقش الأصناف الاخرى في الجزء الثاني من الكتاب. سَنُحدّدُ لأنفسنا مبدائيا التعامل مع معالجة الصور ثنائيةِ الأبعادِ (2D) علما بأن أغلب المفاهيمِ والتقنياتِ التي سَتُوْصَفانِ يُمْكِنُ أَنْ تتوسعا بسهولة لتغطية الصور ثلاثية الأبعادِ.
نَبْدأُ ببَعْض التعاريفِ الأساسيةِ. الصور المعرّفة في "العالم الحقيقي" تُعْتَبَرُ دالة مِنْ متغيّرين حقيقيينِ، على سبيل المثال ، a (x ,y) مَع a كمدى (ومثال على ذلك: - السطوع لصور تدرجات الرمادي، أو رقم تدرج اللون المكون من مزيج الألوان الثلاث الرئيسية في منظومة الألوان المستخدمة على سبيل المثال ((R,G,B)) الصورةِ في الموقعِ الحقيقي للإحداثيات (x ,y). قَدْ تُحتوِي الصورة عدة صور ثانويةِ (فرعية) أحياناً تدعى باسم مناطقِ الإهتمامِ، أو ببساطة مناطق. هذا المفهومِ يَعْكسُ الحقيقة بأنّ الصورَ على الأغلب تَحتوي على مجموعاتَ منَ الأجسامِ التي من الممكن ان يكون كلّ منها قاعدةَ لمنطقة. نظم معالجة الصور المتطوّرة يَجِبُ أَنْ تملك خاصية تَطبيق عمليات معالجة معيّنةِ لمناطقِ محددة من الصورة . عليه يمكن ان نعالج جزءِ من الصورةِ (منطقة) لطمس الغشاوة الناتجة عن الحركة، بينما نعالج جزءِ آخرِ لتَحسين أداءِ اللونِ.

سيكون مدى (سعات) الصورة المُعطاة بشكل دائم تقريباً أمّا أعداد حقيقية أَو أعداد صحيح ة. تنتج الأخيرة عادة من عملية تجزيئ المدى و التي تُحوّلُ الهدى المستمر (على سبيل المثال ، بين 0 و 100 %) إلى أعداد ثابتة مِنْ المستويات. بمعنى أخر ممكن إعتبارها عملية إسقاط مدى الإشارة الممثلة للصورة على محور رقمي بمستويات ذات قيم ثابتة. في بَعْض عملياتِ تشكيل الصورةِ، على أية حال، الإشارة قَدْ تَتضمّنُ عداد وحدة الكم الضوئي (الفوتون) الذي يُشيرُ ضمناً إلى أنَّ مدى الإشارة سيجزء الى قيم ثابتة. في الإجراءاتَ الاخرى لتشكيل الصور ، مثل تصوير الرنينِ المغناطيسي، المقياس الطبيعي المباشر يُنتجُ عدد مركّب على شكلِ مقدار حقيقي و مرحلة حقيقية. سنعتبر من الان وحتى نشير الى عكس هذا ان المدى (السعاتَ) هو اعداد حقيقية أَو أعداد صحيحة.

تعاريف الصورِ الرقميةِ

الصورة الرقمية [m ,n] a المعرفة في الفضاء الثنائي الأبعاد 2D الثابت مُشتَقُّ مِنْ صورةِ إشارة (x ,y) a في الفضاء الثنائي الأبعاد المستمر، من خلال عملية أخذ العينات والتي تسمى بالتحويل الى الصور الرقمية . سيتم وصف المعادلات الرياضيةِ الخاصة بهذه العمليةِ (أخذ العينات) لاحقا. سَنَنْظرُ الان إلى بَعْض التعاريفِ الأساسيةِ المرتبطْة بالصور الرقميةِ. إنّ تأثيرَ عملية التحويل الى الصور الرقمية موضحة في الرسم 2.
تُقسم الصورة من الفضاء الثنائي الأبعاد المستمر (x ,y) a إلى عدد n من الصفوف و m من الأعمدة. يعين تقاطعَ الصفّ و العمود نقطة شاشة. تخصّص القيمةُ [m ,n] a إلى العدد الصحيحِ من الاحداثيات [m ,n] مَع {m = 0,1,2،...، m -1} و{n = 0,1,2،...، n -1}. في الحقيقة، في أكثر الحالاتِ (x ,y) a -- التي نَعتبرُ الإشارةَ الفيزيائية التي تسَقط على وجهِ الحساس الثنائي الابعاد – بمعنى اخر هي دالة من العديد مِنْ المتغيّراتِ بضمن ذلك العمقِ (z)، اللون (λ)، و الوقت (t). مالم يُنَصُّ عليه، فإننا سَنَعتبرُ حالةَ 2D، صور ساكنة أحادية اللون في هذا الفصلِ.



الرسم 2: تحويل صورة مستمرة الى رقمية. نقطة الشاشة ذات الاحداثيات [m =10, n=3] لَها قيمةُ سطوعِ العدد الصحيحَ 110.

توضح الصورةُ رقمِ 2 عملية التقسيم إلى n = 16 صفوف وm = 16 أعمدة. خصّصتْ القيمةُ إلى كُلّ نقطة شاشة السطوعُ المتوسطُ في نقطةِ الشاشة المقرب إلى قيمةِ العدد الصحيحِ الأقربِ. إنّ عمليةَ تَمْثيل مدى الإشارة ثنائية الابعاد في الإحداثيات المُعطاة كقيمة عدد صحيحِ مَع عدد L من مستويات تدرجات الرمادي المختلفة عادة تسمى تقسيم المدى أَو ببساطة التقسيم.

القِيَم العامة

هناك قِيَم قياسية للعوامل المُخْتَلِفةِ المصادفة في معالجة الصور الرقمية. هذه القِيَم يُمكنُ أَنْ تَكُونَ ناتجة عن معاييرِ الفيديو، عن متطلباتِ الخوارزميات، أَو بالرغبةِ لإبْقاء مجموعةِ الدوائر الرقميةِ بسيطةِ. الجدول رقم 1 يَعطي بعضَ هذه القِيَمَ.

العامل	الرمز	القيم
السطر	N	256,512,525,625,1024,1035
العامود	M	256,512,768,1024,1320
مستوى تدرجات الرمادي	L	2,64,256,1024,4096,16384

الجدول رقم 1: القِيَم المشتركة لعوامل الصورةِ الرقميةِ

كثيراً ما نَرى حالاتَ $M=N=2^K$ حيث $\{k = 8,9,10\}$. هذا يُمكنُ أَنْ يحفز بمجموعةِ الدوائر الرقميةِ أَو بإستعمالِ بَعْض الخوارزمياتِ مثل تحويل فوريير (السريع) (سيتم شرحه في فصل قادم).
إنّ عددَ المستويات الرماديةِ المُ نفصلةِ عادة يكون قوَّة 2، تلك، $L=2^B$ حيث أنَّ B عددَ الخانات في التمثيلِ الثنائي لمستويات السطوع. عندما يكون $B>1$ نَتكلّمُ عن صورة بمستويات الرمادي ؛ عندما $B=1$ نَتكلّمُ عن صورة ثنائية.
في الصورة الثنائية هناك فقط مستويان من تدرجات الرمادي ، على سبيلِ المثال، "أسود" و"أبيض" أَو "0" "1".

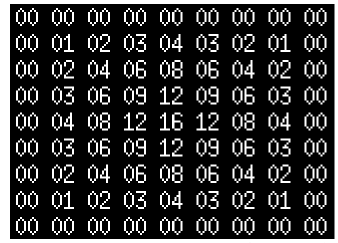
تمثيل البيانات

الصورة كما رأينا سابقا يُمكنُ أَنْ تَأْخُذَ قِيَمَ النقاطِ التي يُمكنُ أَنْ تَكُونَ مِنْ عِدّة أنواع من البيانات: الصورة الثنائية لَها فقط قيمتان محتملتان خصّصتَا في أغلب الأحيان إلى الأسودِ والأبيض؛ صورة تدرجات الرمادي لَها قِيَمُ العدد الصحيحِ الإيجابيةِ في أغلب الأحيانِ مِنْ 0 إلى a حَدّ أعلى. من المحتملُ أَنْ يَكُونَ للصورة نقاطُ بالقِيَمِ السلبيةِ، نقاط بالأعدادِ الحقيقيةِ، ونقاط بالقِيَمِ المعقّدةِ. ومثال على ذلك الصورةِ بقِيَم النقاط السلبيةِ هو الصورَ الحراريةَ بدرجاتِ الحرارة السلبيةِ. صور بنقاطِ التي قيمها أعدادَ حقيقيةَ يُمْكِنُ أَنْ تُوْجَدَ في الصورِ التي تُمثّلُ الموجة الجيبية بتَفَاوُت القِيَمِ مِنْ - 1 إلى + 1. الصور بقِيَمِ النقطةِ المعقّدةِ يُمْكِنُ أَنْ تُوْجَدَ في بَعْض الصورةِ المحولة مثل تحويل فوريير المنفصلِ. نقاط الشاشة يُمْكِنُ أَنْ تُمثّلَ أيضاً بإستعمال اللونِ لثلاث قِيَمَ: الأحمر، الأخضر والأزرق، في نموذجِ اللونِ RGB.
الصور الرقمية يُمْكِنُ أَنْ تُخْزَنَ كملفات في الحاسوبِ. يَحتوي الملفُ لَيسَ فقط على قِيَمُ النقاط المرتبطة بكُلّ إحداثي، لكن أيضاً العنوان الرأسي للصورةِ والذي يُزوّدُ بمعلومات إضافيةَ مثل حجمِ الصورة، نوع البياناتَ لعناصرِ الصورة، نموذج اللونَ، ومعلومات أخرى.
العنوان الرأسي المرتبطَ بالصورةِ المعطاة كمثال يُزوّدُ بالمعلوماتَ التاليةَ:
الأبعاد: عرض =256، إرتفاع =256
نوع النقطةِ: البايت الغير موقّع
نموذج لونِ: تدرجات الرمادي

```
Dimensions: Width=256, Height=256
Pixel type: unsigned byte
```

أمثلة الصورِ بأنواعِ البياناتِ المختلفة

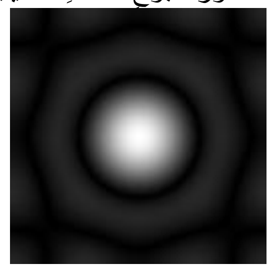
نعرض اسفلا صورَ بحجمِ وأنواعِ بياناتِ مختلفةٍ.
"صورة ثنائية



00	00	00	00	00	00	00	00	00
00	01	02	03	04	03	02	01	00
00	02	04	06	08	06	04	02	00
00	03	06	09	12	09	06	03	00
00	04	08	12	16	12	08	04	00
00	03	06	09	12	09	06	03	00
00	02	04	06	08	06	04	02	00
00	01	02	03	04	03	02	01	00
00	00	00	00	00	00	00	00	00

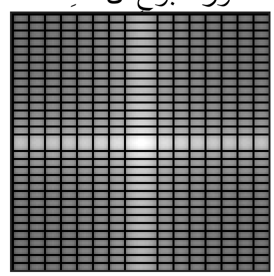
الحجم: العرض =162، الإرتفاع =117، نوع النقطةِ: bit، نموذج اللونِ: ليس متوفر

"صورة بنوعِ النقطةِ الحقيقية



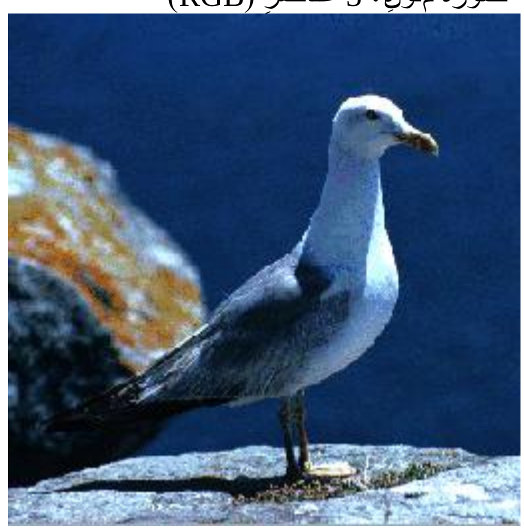
الحجم: العرض =128، الإرتفاع =128، نوع النقطةِ: حقيقية، نموذج لونِ: ليس متوفر

"صورة بنوعِ النقطةِ المعقدة



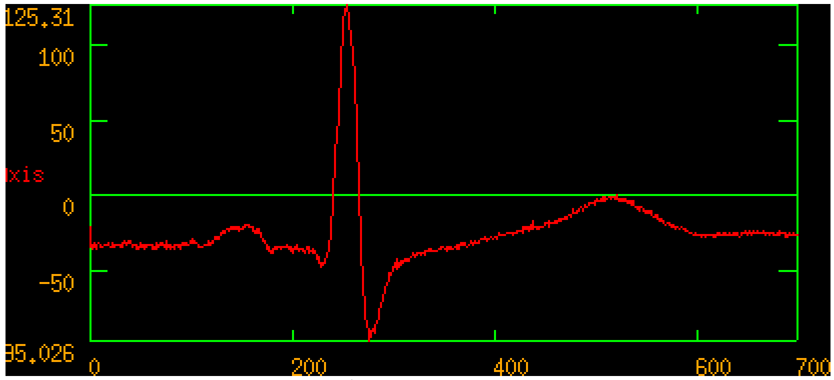
الحجم: العرض =128، الإرتفاع =128، نوع النقطةِ: المركّب، نموذج لونِ: ليس متوفر

"صورة ملونةِ، 3 عناصرِ (RGB)

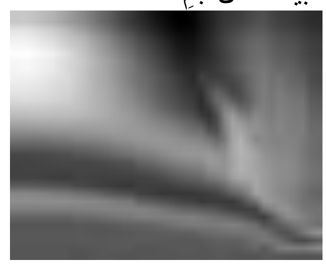


الحجم: العرض =256، الإرتفاع =256، العناصر =3، نوع النقطةِ: البايت الغير موقّع، نموذج اللونِ: RGB

" إشارة بعد واحد



الحجم: العرض =701، الإرتفاع =1، نوع النقطةِ: الضِعف، نموذج اللونِ: لا يوجد
"بيانات الحجمِ



الحجم: العرض =40، الإرتفاع =32، العمق =32، نوع النقطةِ: float، نموذج اللونِ: لا يوجد

خصائص عملياتِ الصورةِ

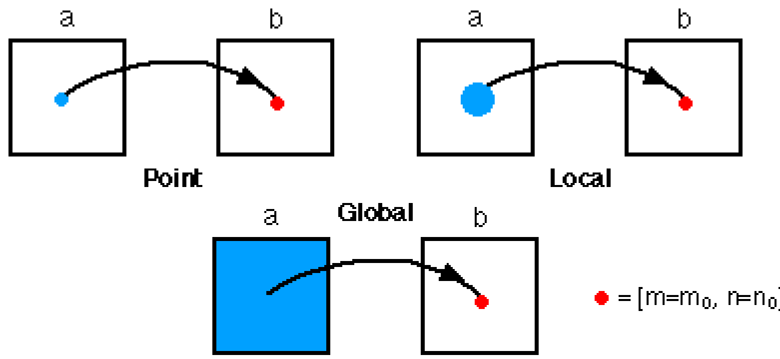
هناك عدة طرقِ لتَصنيف وتَخصيص عملياتِ الصور. نقوم بذلك لفْهمَ نوعَ النَتائِجِ المتوقّعُةَ الإنْجاز مَع النوعِ المُعطى مِنْ العملياتِ أَو قَدْ يَكُونُ العبءَ الحسابيَ المرتبطَ بالعملية المُعطاة.

أنواع العملياتِ

أنواع العملياتِ التي يُمْكِنُ أَنْ تُنفذ على الصورِ الرقميةِ لتَحويل الصورةَ المدخلة a [m ,n] إلى صورةِ ناتجة b [m ,n] (أَو تمثيل آخر) يُمْكِنُ أَنْ تُصنّفَ إلى ثلاثة أصنافِ حسب الموضح في الجدول رقم 2.

العملية	الخصائص	التركيب العام/ النقطة
* *Point*	قيمة الخرج في الإحداثيات المحددة تعتمد فقط على القيمة المدخلة في نفس الإحداثيات.	ثابت
* *Local*	قيمة الخرج في الإحداثيات المحددة تعتمد على قيم الجوار في نفس الإحداثيات.	P^2
* *Global*	قيمة الخرج في الإحداثيات المحددة تعتمد على كل القيم في الصورة المدخلة.	N^2

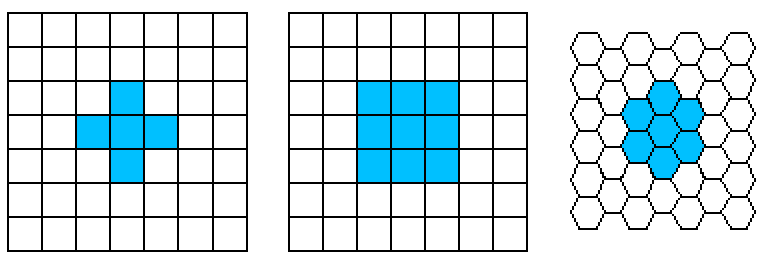
الجدول رقم 2: أنواع عملياتِ الصور. حجم الصورةِ = *N* x *N*؛ حجم الجوار = *P* x *P*.
نُلاحظ ان التركيب محدّدُ في العملياتِ لكلّ نقطةِ شاشة. هذا يوضح بشكل تخطيطي في الرسم رقمِ 3.



الرسم رقم 3: إيضاح الأنواعِ المُخْتَلِفةِ لعمليات الصورة

أنواع الجوار

عمليات الجوار تَلْعبُ دور رئيسي في معالجة الصور الرقميةِ الحديثةِ. لذا من المُهمِ فَهْم كَيفية تقسيم الصور الى عينات وكَيف ان هذا يَتعلّقُ بنقاط الجوار المُخْتَلِفةِ التي يمكن أن تُستَعملَ في عمليات مُعَالَجَة الصور.
* أخذ عينات المستطيل - في أكثر الحالاتِ، الصور تقسم بوَضْع الشبكة المستطيلة على الصورةِ كما وضح في الرسم رقمِ 2. هذا يُؤدّي إلى نوعِ العينات الظاهرة في الرسم رقمِ 4 ab.
* أخذ عينات سداسي الاضلاع - المخطط البديل لأخذ العينات موضح في الرسم رقمِ 4 c.
كل من نوعي مخططاتِ أخذ العينات دُرِسَ على نطاق واسع وكلاهما يُمثّلُ تبليط دوري محتمل مِنْ فضاءِ الصورةِ المستمرِ. نحن سَنُركز إنتباهَنا، على أخذ العينات المستطيلةِ الشكل فقط ، بسبب إعتباراتِ البرامجَ والأجهزةَ.
تُعطي العملياتُ المحليّةُ قيمةُ نقطةِ الشاشة الناتجةِ (الخرج) $b[m=m_o,n=n_o]$ بالإستنادِ على قِيَمِ نقطةَ الشاشة في الجوار $a[m=m_o,n=n_o]$. البعض مِنْ الجوارِ الأكثر شيوعاً : نقاط الجوار الاربعة ونقاط الجوار الثمانية في حالة أخذ العينات المستطيلَ ونقاط الجوار الستة في حالة أخذ العينات السداسيَ الموضحة في الرسم رقمِ 4.



الرسم رقم 4 a، b ، c

عوامل الفيديو

نحن لا نفترض وَصْف معالجة الصورِ المتغيرةِ بفاعلية في هذه المقدمةِ. بل سننطلق من ان العديد مِنْ الصورِ الساكنةِ مُأخوذة مِنْ آلات تصوير الفيديو والماسح الضوئي - لذِكْر المعاييرِ التي ترتبط بنظم الفيديو القياسيةِ الثلاثة الأكثر إستعمالا حالياً في العالم - NTSC, PAL, SECAM. هذه المعلوماتِ مُلَخَّصةُ في الجدول رقم 3.

Standard	NTSC	PAL	SECAM
Property			
images / second	29.97	25	25
ms / image	33.37	40.0	40.0

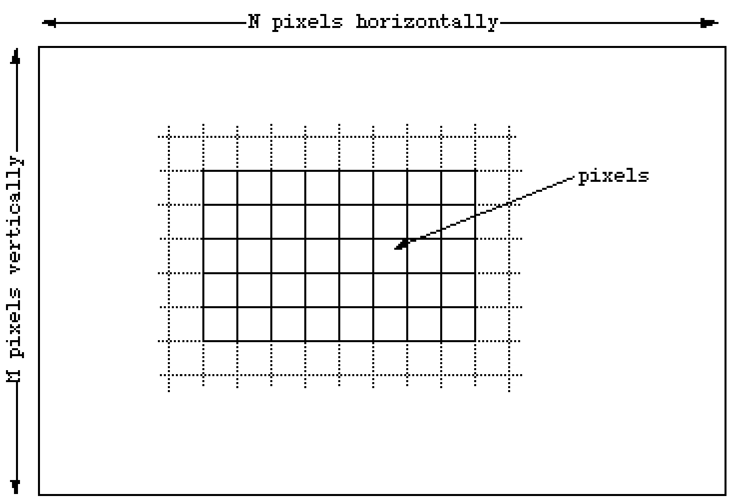
lines / image	525	625	625
(horiz./vert.) = aspect ratio	4:3	4:3	4:3
interlace	2:1	2:1	2:1
us / line	63.56	64.00	64.00

الجدول رقم 3: عوامل الفيديو القياسيةِ

في الصورةِ المُتشَابَكةِ، الخطوط المعدودة المفردة (1,3,5،. . .) تمسح ضوئياً بنِصف الوقتِ المُخصص (ومثال على ذلك: - 20 ms في نظام PAL) والخطوط المعدودة الم زدوجة (2,4,6،. . .) تمسح ضوئياً في النِصْفِ الباقِي. عرض الصورةَ يجب أنْ يُنسّقَ مع صيغةِ المَسْح هذه. (انظر القسم الخاص بأجهزة العرض) السبب لمُشَابَكَة خطوطِ مَسْحَ صور الفيديو هو لتُخفيضَ الاحساس بالرجفةِ في الصور المَعْرُوضة. في حال اننا نُخطّطُ لإسْتِعْمال الصورِ التي مُسِحَت مِنْ مصدرِ فيديو مُتشَابَك، فإنه من المُهمِ ان نعرف إذا ما نِصْفي الصورة "مُزجتا" بشكل ملائم بإستخدام أجهزةِ التحويلِ الرقمي أَو انه من الضروري القيام بهذه العملية بإستخدام برامجِ لنفس الغرض. يَتطلّبُ تحليلَ الأجسام المتحرّكةِ عنايةَ خاصّةَ بالفيديو المُتشَابَكِ لتَجَنُّب "تَعَرُّج" الحافاتِ.
عدد الصفوفِ (n) مِنْ مصدر الفيديو والذي يتساوى عموماً خط بخط مع الخطوط في صورة الفيديو. عدد الأعمدةِ، على أية حال، يَعتمدُ على طبيعةِ الإلكترونياتِ التي تُستَعملُ للتَحويل إلى صورِ رقمية. إطر مختلفة لنفس آلة تصوير الفيديو قَدْ تُنتجُ M = 384، 512، أَو 768 عمود (نقاط شاشة) لكلّ خَطِّ.

دليل الإرشاد للخرائط الثنائية (الأنماط النقطية)

الأنماط النقطية مُعَرَّفة كشبكة مستطيلة منتظمة مِنْ الخلايا تدعى النِقاطَ ، كُلّ نقطة تَحتوي قيمة لونِ. هذه النقاط معرفة بعاملين، عدد النِقاطِ ومحتوى المعلوماتَ (عمق اللونِ) لكلّ نقطةِ. هناك خواص أخرى التي تُقدّمُ إلى الأنماط النقطية لَكنَّها إشتقاقاتَ من هذين العاملين الأساسيينِ.



نُلاحظ ان الأنماط النقطية تُوجّهُ دائماً بشكل أفقي وعمودي. النِقاط يجب أنْ تؤخذ بعين الإعتبار على شكل مربع بالرغم من أنّهم قد يكون عِنْدَهُمْ نسبة الطول للعرض أخرى عملياً.
في أغلبِ الحالاتِ الأنماط النقطية تُستَعملُ لتَمْثيل الصورِ على الحاسوبِ. على سبيل المثال الصورة التالية هي خريطة ثنائية التي لَها 397 نقطةُ أفقياً، 294 نقطة بشكل عمودي، وكُلّ نقطة تملك قيمة رمادية مختلفة مِنْ 256 قيمة محتملة.

العمق (اللونِ)

كُلّ نقطة في الخريطة الثنائية تَحتوي معلوماتً مُتَأَكّدةً، تفسر عادة كمعلومات اللونِ.. كمية معلوماتِ اللونِ يُمكنُ أَنْ تَكُونَ كيفما التطبيق يَتطلّبُ لكن هناك بَعْض المعاييرِ، الرئيسية منها مَوْصُوفة اسفلا.

خانة واحدة 1 bit (أسود وأبيض)

هذا محتوى المعلوماتِ المحتملِ الأصغرِ الذي يُمْكِنُ أَنْ يُحْمَلَ لكُلّ نقطة. إنّ خريطةَ البتّات الناتجةَ تشير إلى الصورة كأحادية اللون أَو أسود وأبيض. إنّ نقاطَ الشاشة مَع 0 تشير إلى الأسود، النقاط مَع 1 تشير إلى الأبيض. نُلاحظ ان حالتان هنا محتملتان هم يُمْكِنُ أَنْ يفسروا كأيّ لونان، 0 تُخطّطُ إلى لونِ واحد، 1 يُخطّطُ إلى اللونِ الآخرِ.

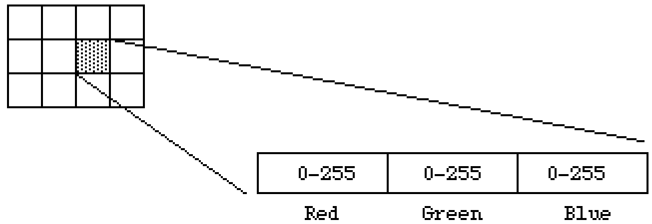
ثمانية خانات الرمادي (8 bit greys)

في هذه الحالةِ كُلّ نقطة تَأْخذُ بايتَ (8 خانات) مِنْ التخزينِ يُؤدّي هذا إلى 256 حالة مختلفة. إذا هذه الحالات مُخَطَّطة مِنْ الأسودِ إلى الأبيض، خريطة البتّات تشير إلى صورة تدرجات الرمادي. بإفتراض 0 يشير للأسود عادة و255 للأبيضُ. إنّ المستويات الرماديةَ هي الأعدادَ في الوسطَ، على سبيل المثال، في مِقياس خطيّ 127 سَيَكُونُ 50 % لمستوى الرمادي.

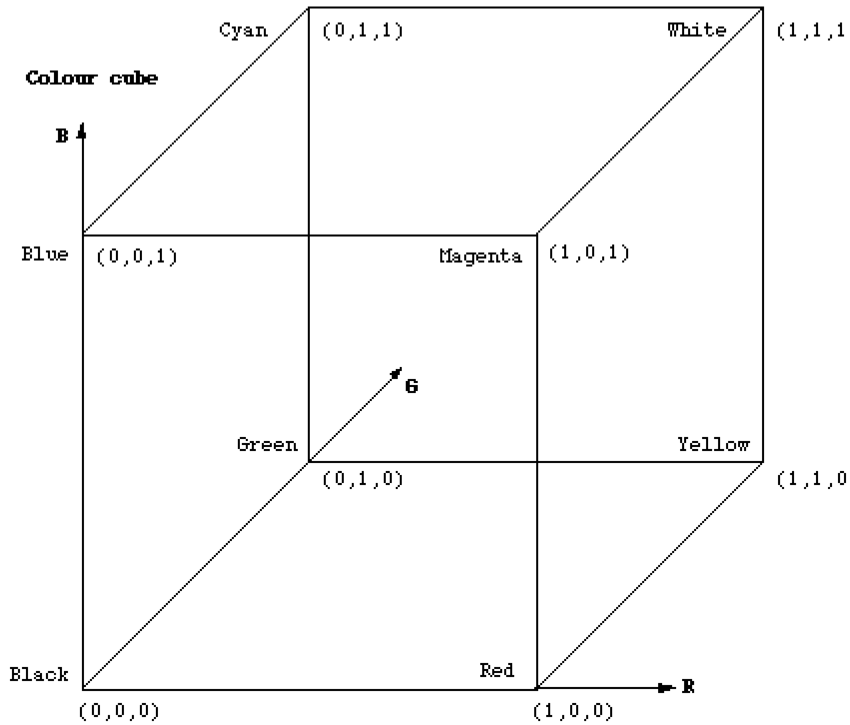
في التطبيقات المعيّنة، مدى القِيَمِ الرماديةِ يُمكنُ أَنْ يَكُونَ أيّ شئَ، الأكثر شيوعاً لتَخطيط المستويات 0-255 في المقياس 0-1 لكن بَعْض البرامجِ سَتُخطّطُها في المقياس 0-65535 مِقياس.

24 خانة RGB (24 bit)

هذه الخطوة التالية مِنْ 8 خانات الرمادي، خصّصَ هنا 8 خانات إلى كُلّ من الأحمر، الأخضر، ومكوّن الأزرق. في كُلّ مكوّن، القيمة 0 تشير الى انه لا مساهمةَ لذلك اللونِ، 255 تشير لإشْباع المساهمةِ بالكامل لذلك اللونِ. حيث أن كُلّ مكوّن لَهُ 256 حالة مختلفةُ هناك ما مجموعه 16777216 لون محتمل.



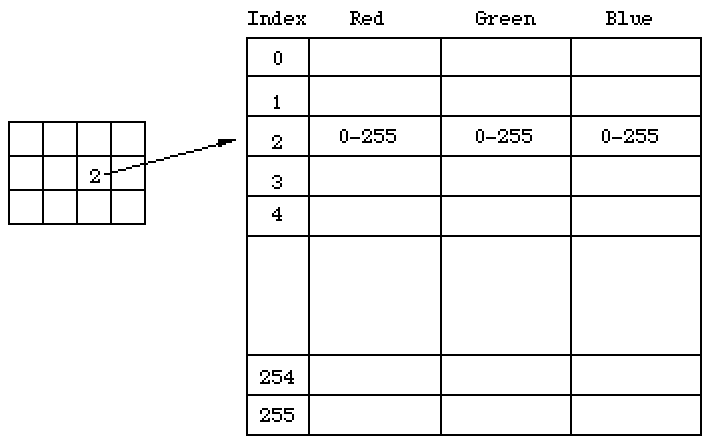
هذا الفكرةِ مِنْ نموذج RGB مفهوم أساسي في رُسوماتِ الحاسوبِ. في فضاءِ RGB أيّ لون مُمَثَّلُ كنقطة داخل مكعب اللون بالإحداثيات المتعامدةِ r ,g,b.



نُلاحظ ان القِيَم الرمادية تُشكّلُ خَطّ مستقيم مِنْ الأسودِ إلى الأبيضِ على طول قطرِ المكعّب ، r = g = b.

اللون المفهرس 8 خاناتَ

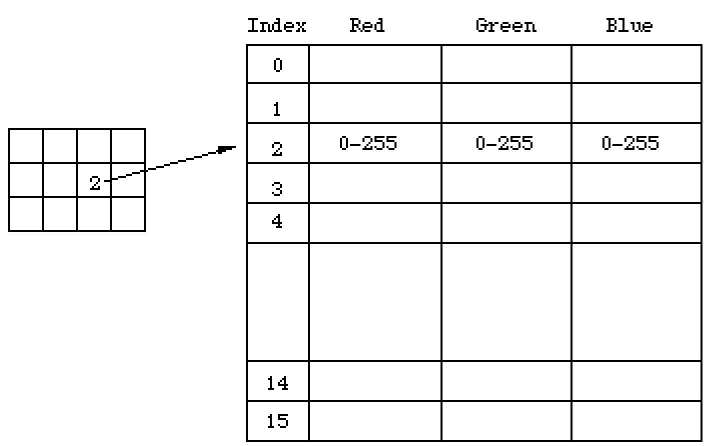
اللون المُفَهرَس هو طريق أكثر إقتصادية مِنْ تخَزينْ أنماط اللونِ النقطية بدون إستعمال 3 بايتاتَ لكلّ نقطةِ. كَمَا هو الحَال مَعَ أنماط نقطية رماديةِ 8 خانات ، كُلّ نقطة لَها بايتُ واحد إرتبطَت به فقط، الآن القيمة في ذلك البايتِ لَمْ تعُدْ قيمة اللونِ لكن الدليلَ إلى جدول الألوانِ، المسمّاة منضدة اللونَ أَو لوحة الألوانَ.



هناك عدد مِنْ الخواصِ المهمة مثل نظام اللونِ المُفهرس. إذا هناك أقل مِنْ 256 لونِ في الصورةِ فإن خريطةِ البتّات سَتَكُونُ نفس النوعيةِ كَ خريطة بتّات 24 خانة لَكنَّها يُمْكِنُ أَنْ تُخْزَنَ بـثلث البياناتِ. التلوين المثير وتأثيرات الصور المتحركّةِ يُمْكِنُ أَنْ يُنجَزا ببساطة بتَعديل لوحة الألوانِ، هذا يُغيّرُ ظهورَ خريطةِ البتّات فوراً وبالتصميمِ الحذرِ يُمْكِنُ أَنْ يُؤدّي إلى تغييراتِ متعمّدةِ في الظهورِ البصريِ لخريطةِ البتّات.
العملية المشتركة التي تُخفّضُ الحجمَ الكبير 24 خانة للخريطة الثنائية هي أَنْ تُحوّلَهم إلى اللونِ المُفَهرَسِ بلوحة الألوانِ المُحَسَّنةِ، تلك ، اللوحة التي تعطي أفضل تُمثيلَ للألوانَ المتوفرةَ في خريطةِ البتّات.

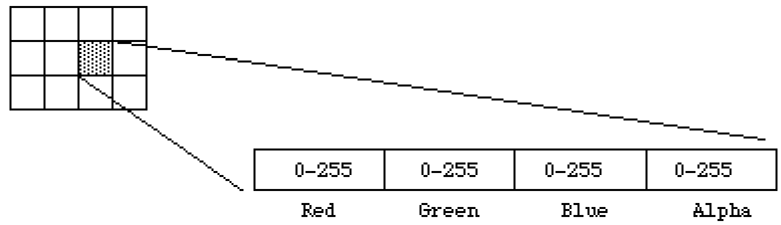
اللون المفهرس 4 خانات

هذا مماثلُ إلى اللون 8 خانات فيهاعدا انه هنا فقط نِصْفِ البايت، 4 خانات مستعملة للدليلِ. هذا يَدْعمُ جدول بحدود 16 لونِ.



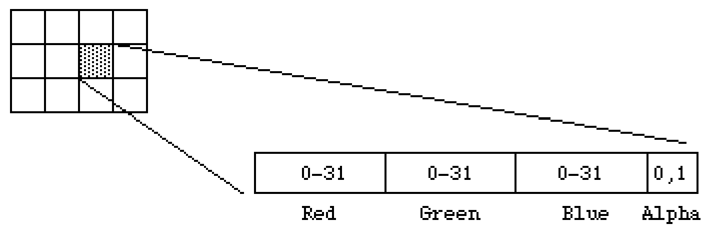
RGB 32 خانة

هذا عادة تماماً مثل اللونِ 24 خانة لكن بخريطة 8 بتّات إضافيةِ المعروفة بقناةِ ألفا. هذه القناةِ يمكن أن تُستَعملَ لخَلْق المناطقِ المحجوبةِ أَو تُمثّلُ الشفافيةَ.



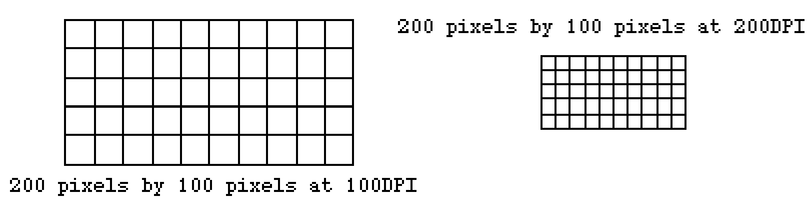
RGB 16 خانة

هذا عموماً يُوجّهُ نظاماً ب5 خانات لكلّ مكوّنٍ لونٍ و قناة ألفا خانة واحدة.



الوضوح

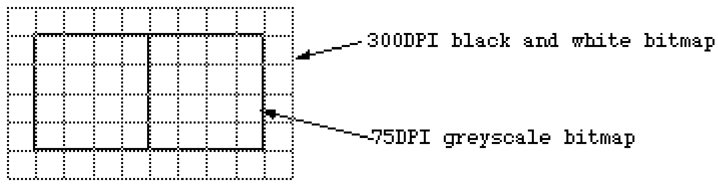
الوضوح خاصيّةُ خريطة البتّات الضروريةُ عندما تَنْظرُ الانماط النقطية بشكل بصري أَو تَطْبعُ لأن النقاطَ لوحده ا لَيْسَ لَها أبعادُ واضحةُ. الوضوح يُحدّدُ عادة في عدد النقاطِ لكلّ بوصةِ لكن يُمكنُ أَنْ يَكُونَ من ناحية اخرى أيّ وحدة قياس أخرى. في الاجهزة مَع nxn نقاط مستطيلة، الوضوح قَدْ يُحدّدُ كعددان، الوضوح الأفقي والعمودي.
مفهوم الوضوح أَنْ يَكُونَ مستقل مِنْ محتوى معلوماتَ خريطة البتّات المُعطى مهمُ جداً معطى عمق لونٍ ثابتٍ فإن محتوى المعلوماتَ بين الأنماط النقطية المختلفةِ تُتعلّقُ بعددِ النقاطِ فقط بشكل عمودي وأفقياً. النوعية على أية حال، عندما خريطة البتّات تُعْرَضُ أَو نطبع تَعتمدُ على الوضوح. حيث أن الضوح يُقرّرْ حجمَ النقطة الذي هو يُمْكِنُ أيضاً أَنْ يُستَعملُ لتَعديل حجمِ الصورةِ العامّةِ.
تَعتبرُ خريطةُ البتّات التالية كَمِثال والتي بها 200 نقطةُ أفقياً و 100 نقطةُ بشكل عمودي. إذا خريطةِ البتّات هذه طُبِعتْ في DPI 100 فإنها تَقِيسُ بوصتان ببوصةِ واحدة. إذا على أية حال نفس خريطةِ البتّات طُبِعتْ في DPI 200 فإنها تَقِيسُ بوصةَ واحدة فقط بنِصْفِ البوصةَ.



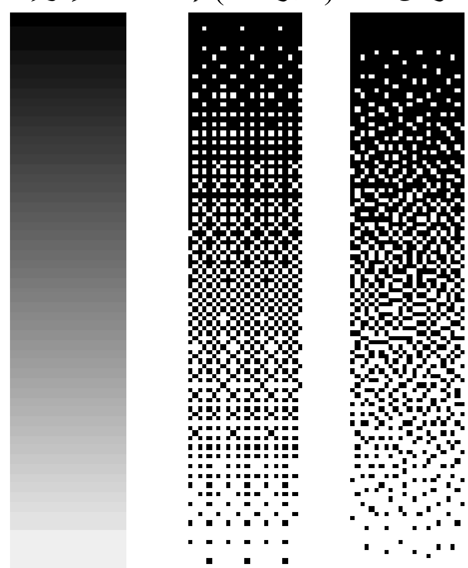
تحويل عمقِ اللونِ.

في أغلب الأحيان هذا ضروريُ لتَمْثيل خريطة البتّات بعمقِ لونٍ واحد في أداة بقابلياتِ عمقِ اللونِ المختلفةِ. بالطبع إذا أداةَ المخصصة لهذا الغرض لَها لونُ أفضلُ مِنْ خريطةِ البتّات فإنه ليس هناك قضية حيث خريطةِ البتّات يُمْكِنُ أَنْ

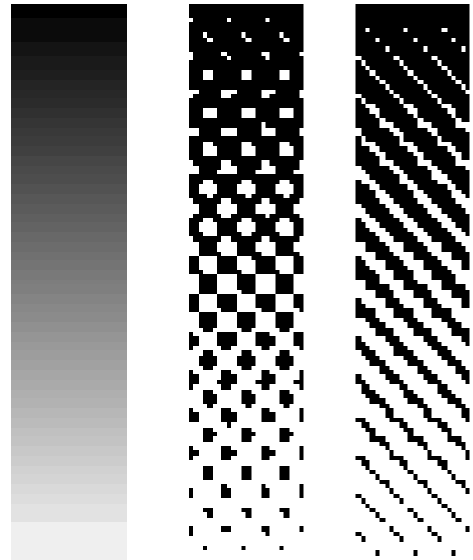
تُمثّلَ بالضبط. في الحالةِ العكسيةِ حيث الجهاز لَهُ قابلياتُ مختلفةُ وأوطأُ، فإن خريطة البتّات يَجِبُ أَنْ تُحوّلَ إلى الشّيء الذي تَعطي أفضل تمثيلِ محتملِ.
تَعتبرُ مشكلةُ تَمْثيل تدرجات الرمادي كَمِثال تَعْكسُ على أدوات أحادي اللونِ (أسود وأبيض). هذا يُنْجَزُ بإستعمال العدد المتغيّر مِنْ النِقاطِ السوداءِ والبيضاءِ لتَمْثيل المستوى الرمادي. لحسنِ الحظ الأداة السوداء والبيضاء لَها وضوح أعلى بكثيرُ عادة مِنْ خريطةِ البتّات لذا هناك عدد مِنْ النقاطِ المتوفرِ لخَلْق تقريبِ تدرجات الرمادي. إعتبرْ خريطة بتّات 75DPI لترجات الرمادي الّتي سَتُعْرَضُ على طابعة 300 DPI السوداء والبيضاء. هناك المصفوفة 4 x 4 نقاطِ سوداءِ وبيضاءِ التي يمكن أن تُستَعملَ لتَمْثيل كُلّ نقطة تدرجات الرمادي.



هناك عدد مِنْ التقنياتِ التي يمكن أن تُستَعملَ لتَشكيل الترتيبِ المطابقِ للنقاطِ السوداءِ والبيضاءِ، تقنية واحدة تُدْعَى التردد (الحيرة). بإستعمالِ التردد هناك الكثير مِنْ الخوارزمياتِ المحتملةِ لتَقْرير ترتيبِ نقطةِ الحيرة. الصور التالية تعرض امثلة (مكبّرة جداً) لإستعمال نمطِ و إنتشارِ التردد.



طريقة اخرى تسمى الفحص، هذه التقنيةِ إستعملتْ في صناعةِ الطِباعَة. الفحص يعتمد على تقريب مستويات الرمادي بأجسامِ الحجمِ المختلفةِ (حجم الجسمِ نسبيُ إلى المستوى الرماديِ) الأجسام مرتّبة على مصفوفة منتظمة التي لها زاويةِ تميل إلى الأفقِ. إنّ أجسامَ التصويرِ المستعملةِ عموماً الأكثر نقاطَ وخطوطَ ومستطيلاتَ. الصور التالية تعرض الأمثلةَ (مكبّرة جداً) لإستعمال نقطةِ وخَطّ الفحص.



ما تم مُناقشتِه أعلاه وأمثلة تحويلِ عمقِ اللونِ معطاة على صور تدرجات الرمادي. بالنسبة لِتَحويل عمقِ الصور الملونةِ العاليةِ إلى إعتراضاتِ عمقِ اللونِ المنخفضةِ ليست مختلفة في المبدأ، عموماً العملية ستنفذ ثلاث مراتِ، مرة واحدة لكُلّ مكوّن لونِ.

تخزين خريطةِ البتّات

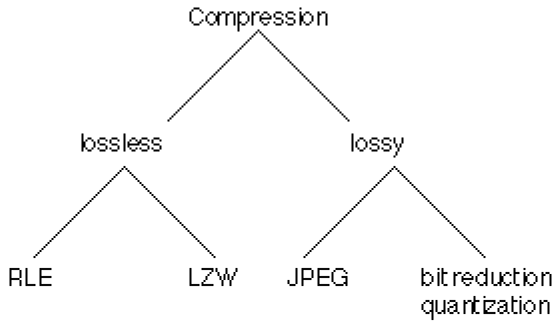
إنّ الطريقَ الأكثر بساطةً لتخَزينِ خريطة البتّات أَنْ تُدرجَ معلوماتَ خريطةَ البتّات، بايت بعد البايتِ، صفّ بالصفِّ. الملفات المخَزنة بهذه الطريقةِ تسَمى ملفاتَ RAW في أغلب الأحيان. إنّ حجم التخزينِ المطلوب على القرصِ لخريطة البتّات سهلةُ الحِساب ،حيث مُعطيةِ أبعادَ خريطةَ البتّات (N x M) وعمق اللون (B). إنّ الصيغةَ لحجمِ الملفَ في Kbytes هيَ التالية :

$$\text{size (KB)} = \frac{N * M * B}{8 * 1024}$$

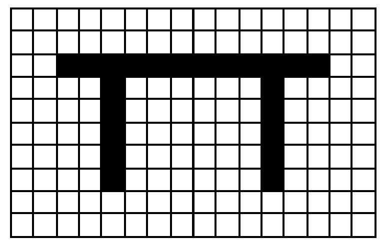
حيث N وM عددَ النقاطِ الأفقيةِ والعموديةِ، B عددُ الخانات لكلّ نقطةِ. يعرض الجول التالي حجومُ ملفاَت بضعة انواع لخرائط البتّات.

image dimensions	colour depth	file size
128 x 128	1 bit	2 KB
	8 bits	16 KB
	24 bits	48 KB
256 x 256	1 bit	8 KB
	8 bits	64 KB
	24 bits	192 KB
1K x 1K	1 bit	128 KB
	8 bits	1 MB
	24 bits	3 MB

كما يمكن رؤيته مِنْ هذا الجدول، الصور بـ 24 خانة هي كبيرةِ و سَتُؤدّي إلى الملفاتِ الكبيرةِ جداً، لهذا الضغط يُصبحُ مهمَ. هناك عدد كبير مِنْ صيغ الملفات المستعملة لِتَخْزين وضَغطَ الأنماط النقطية مِنْ العادي إلى المعقّدِ جداً. هناك صنفان مِنْ صيغِ الملفِ المَضْغُوطةِ، بدون خسارة (يَحتفظُ بالأنماط النقطية بشكل مثالي) والثاني ببعض الخسارة. الصورة التالية تعرض الهيكلية الرئيسية لتقنياتِ الضغطِ.



إنّ وصف تقنيةِ الضغطِ بدون خسارة الأسهل والمسماة (RLE) ذلك مستعملُ بالتأثيرِ الجيدِ للأنماط النقطية مَع بضعة ألوان فقط. لنفترض الصورة الصغيرَة التاليةِ، 10 x   17 نقطةِ ، 8 خانات.



إذا كَانَ هذا مفترض ليُخْزن في الشكلِ RAW فهو سيَحتاجُ الى 16 بايتَ لكلّ صفِّ لكُلّ 10 صفوفِ. على أية حال الصفّان الأولان متشابهان لذا هي أكثرُ كفاءة لتَوفير عددِ الألوانِ نفسها ببساطة في RLE. الصفّان الأولان بدلاً مِنْ أنْ تَحتاجا لـ 16 بايتَ تَحتاجُ بايتين فقط.
في الصيغةِ RAW، الصفوف الأولى الثلاثة سَتَكُونُ

```
0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0
0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0
0 0 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 0 0
```

بإستعمال RLE الصفوفَ الأولى الثلاثة سَتَكُونُ

```
16 0
16 0
2 0 12 1 2 0
```

الصيغ المحددة

هناك الكثير من صيغ حفظ الملفات والمستخدمة في انظمة المعالجة والتمييز نعرض البعض منها هنا : PCX، GIF،PPM,BMP/DIB, RAW, PICT,PNG,
نعطي هنا مثال لكود قراءة ملفات الصور   PCX بلغة البرمجة C++

```
//*********************************************************************
**
//***************************       Read Pcx File
*************************
//*********************************************************************
**
```

```
class READPCX {
private:
      byte BitsPerPixel;
      byte NPlanes;
      word BytesPerLine,Ylen,PaletteInfo,Y_MAX;
      word BlkLen;
      FILE *f,*pt;
      byte far *fptr;

      void read256col(word,word);
      void ReadBlk(word *,int);
public:
      char rdpcx(word ,word,char *);
};

char READPCX ::rdpcx(word xl,word yu,char fname[MAXPATH+13])
{
unsigned int CurPos,i;
struct ffblk ffblk;

      if(findfirst(fname,&ffblk,0) == -1) return(1);  // file not found
      BlkLen = (word)coreleft();
      if(BlkLen > 0x8400) BlkLen = 0x8000;
            if(BlkLen > 1000) BlkLen = BlkLen - 600;
            else return(16);

      fptr = (byte *)calloc((unsigned long)BlkLen,sizeof(char));
      f = fopen(fname,"rb");
      if(fread(fptr,1,128,f) == 0)
      {
            free(fptr);
            fclose(f);
            return(4);    // error read file
      }
      if(*fptr != 0x0a)
      {
            free(fptr);
            fclose(f);
            return(2);    // not pcx format
      }

      BytesPerLine = ((word)*(fptr + 67) << 8) + *(fptr + 66);
      Ylen = (( (word)*(fptr + 11) << 8) +
              (word)*(fptr + 10)) -
             (( (word)*(fptr +  7) << 8) +
              (word)*(fptr +  6));


      BitsPerPixel = *(fptr +  3);
      PaletteInfo  = *(fptr + 67);
      NPlanes      = *(fptr + 65);

      if((BitsPerPixel == 8) && (NPlanes == 1)) read256col(xl,yu);
      else  return(8); // not 256 color PCX
      free(fptr);
      fclose(f);
      return(0);
```

```
}


void READPCX ::read256col(word xl, word yu)
{
word Nstr;
word LenBuf;
word Pblk;
byte c;
byte symb;
int i;
float kx,ky;
char Pal[8] = {0xFF,0xFF,0xFF,0xFF,0xFF,0xFF,0xFF,0xFF};

      kx = (float)159 / (BytesPerLine - 1);
      ky = (float)159 / Ylen;
        //kx = 1;
        //ky = 1;
      setfillpattern(Pal,0);
      bar(xl-14,yu-1,xl+147,yu+129);

      Nstr   = 0;
      LenBuf = 0;

      ReadBlk(&Pblk,0);

      while (Nstr <= Ylen)
      {
            c = *(fptr + Pblk);
            if (Pblk == BlkLen - 1) Pblk = -1;
            if(c - 0xc0 > 0)
            {
                  symb = *(fptr + Pblk + 1);
                  for(i = 0; i < c -0xC0; i++)
                     putpixel(xl+(int)((LenBuf+i)*kx+0.55),
                            yu+(int)(Nstr*ky+0.55),symb);
                  LenBuf+=(c-0xC0);
                  Pblk+=2;
            } else
            {
                  putpixel(xl+(int)(LenBuf*kx+0.55),
                         yu+(int)(Nstr*ky+0.55),c);
                  LenBuf++;
                  Pblk++;
            }
            if(Pblk == BlkLen)ReadBlk(&Pblk,0);
            else
                  if(Pblk == BlkLen - 1)
                  {
                        *fptr = *(fptr+Pblk);
                        ReadBlk(&Pblk,1);
                  }
            if(LenBuf >= BytesPerLine)
            {
                  LenBuf = LenBuf - BytesPerLine;
                  Nstr++;
            }
```

```
	}
}

void READPCX :: ReadBlk(word *p,int s)
{
	*p = 0;
	if(s == 1) fptr++;
	fread(fptr,BlkLen-s,1,f);
	if(s == 1) fptr--;
}
//*******************************************************************
//*******************************************************************
```

أمثلة لأكواد تحديد وتغيير خرائط اللون بلغة البرمجة ++C

```
void Set256Palette()
{
unsigned int Seg;
unsigned int Off,i;
unsigned int CurPos;
unsigned char Palette[768];
 struct REGPACK reg;

	CurPos = ftell(f);
	fseek( f, -768, SEEK_END);
	fread( Palette,768, 1, f);
	fseek( f,CurPos,SEEK_SET);

	for(i = 0;i < 768;i++) Palette[i] = Palette[i] >> 2;

	Seg = FP_SEG(Palette);
	Off = FP_OFF(Palette);

  reg.r_ax = 0x1012;
  reg.r_bx = 0;
  reg.r_cx = 256;
  reg.r_es =Seg ;
  reg.r_dx =Off ;
  intr(0x10,&reg);


}

void setvgapalette256(char PalBuf[768])
{
struct REGPACK reg;
  reg.r_ax = 0x1012;
  reg.r_bx = 0;
  reg.r_cx = 256;
  reg.r_es = FP_SEG(PalBuf);
  reg.r_dx = FP_OFF(PalBuf);
  intr(0x10,&reg);
}

void setgray()
{
```

```
struct REGPACK reg;
char PalBuf[768];
float i,d,t;
int r,g,b,rg,v = 767;

      r=63;
      g=63;
      b=63;
      i = 63.0;
      d = 63.0 / 256.0;
      for( rg = 255; rg >= 1; rg--)
      {
            PalBuf[v--] = b;
            PalBuf[v--] = g;
            PalBuf[v--] = r;
            t = 0.11 * b + 0.59 * g + 0.3 * r;
            while(t >= i - d)
            {
            b--;
            if(b == 0)
            {
                b = 63;
                r--;
                if(r == 0)
                {
                  g--;
                  b = 63;
                  r = 63;
                }
            }
            t = 0.11 * b + 0.59 * g + 0.3 * r;
            }
            i = i - d;
      }
      PalBuf[0] = 0;PalBuf[1] = 0;PalBuf[2] = 0;
      setvgapalette256(PalBuf);
      sound(500);
      delay(20);
      nosound();
}

void SePal()
{
struct REGPACK reg;

  setgray();
  reg.r_ax = 0x101b;
  reg.r_bx = 0;
  reg.r_cx = 256;
  intr(0x10, &reg);
}



void newpal( )
{
```

```
unsigned int L[256];
unsigned int S[256];

unsigned int Off,i,k,j,l,z;
unsigned int CurPos,w,w1;
float r1,b1,g1,dd,u1,u2,u3;
double x1,x2,root2,x3,root3,arcs,arcc,root0,min3;
FILE *stream,*stream1,*stream2;

root2=sqrt(2.0);
double root1=sqrt(3.0/2.0);
root0=sqrt(6.0);


 struct REGPACK reg;
       stream = fopen("DUMMY.FIL", "w+");


    for(k = 0;k < 256;k++)
    {


       R[k]= Palette[k*3] ;
       G[k]= Palette[k*3+1];
       B[k]= Palette[k*3+2];

       //fprintf(stream2, "%d %d %d %d  ",k, R[k], G[k],B[k]);

       //if(R[k]!=B[k]&&G[k]!=R[k]&&B[k]!=G[k])
       //{
       //x3=0.177*R[k]+0.587*G[k]+0.114*B[k];
      if(R[k]!=0&&G[k]!=0&&B[k]!=0)
      {
       x3=R[k]+G[k]+B[k];
       L[k]=(int)x3;


       r1=(float)R[k]/x3;
       b1=(float)B[k]/x3;
       g1=(float)G[k]/x3;
       if(r1<=g1)
       {
        if(r1<=b1)    min3=r1;
        else          min3=b1;
       }
       else
       {
        if(r1<=b1)    min3=g1;
        else          min3=b1;
       }

       x1=1-3*min3;
       S[k]=(int)x1;

       z=4;
```

```
if((B[k]>G[k]&&B[k]>R[k])||(R[k]==B[k]&&G[k]<B[k]&&G[k]<R[k])||(R[k]==B
[k]&&G[k]>B[k]&&G[k]>R[k]))
        {
           dd=2*b1-r1-g1;
           z=0;
         }

if((R[k]>G[k]&&R[k]>B[k])||(R[k]==G[k]&&B[k]<R[k]&&B[k]<G[k])||(R[k]==B
[k]&&G[k]>B[k]&&G[k]>R[k]))
        {
         dd=2*r1-g1-b1;
         z=1;
        }

if((G[k]>R[k]&&G[k]>B[k])||(B[k]==G[k]&&R[k]<B[k]&&R[k]<G[k])||(R[k]==G
[k]&&B[k]>R[k]&&B[k]>G[k]))
        {
          dd=2*g1-r1-b1;
          z=2;
        }
        //

        //if(arcc > 1.0) arcc=1.0;
        //if(arcc < -1.0) arcc=-1.0;
        //dd=2*r1-g1-b1;
        u3=((r1-0.33333)*(r1-0.33333)+(g1-0.33333)*(g1-0.33333)+(b1-
0.33333)*(b1-0.33333));
        if(u3<0) u3*=(-1);
        u3=sqrt(u3);
        arcc=dd/(root0*u3);

        if(arcc<=1&&arcc>=-1)
        {
         x2 = acos(arcc);

         }
         //w=(int)((x2*180)/3.141593);
         //T[k]=w;
       }


         if(z==0)  w=(int)(240+(x2*180)/3.141593);
         if(z==1)  w=(int)((x2*180)/3.141593);
         if(z==2)  w=(int)(120+(x2*180)/3.141593);


        if (w > 360)
        w-=(floor(w/360)*360);
        T[k]=w;

        //else
           //w1=1;
    }
/*      else
     {
```

```
if(R[k]==B[k]&&G[k]==R[k]&&B[k]==G[k])
{
  if(R[k]>= 128 && G[k] >= 128 && B[k]>=128)
   w1=1;
  else
    w1=1;
 }
 else
 {

   if(R[k]==0&&B[k]==0&&G[k]!=0)   w=120;
   if(R[k]==0&&B[k]!=0&&G[k]==0)   w=240;
   if(R[k]!=0&&B[k]==0&&G[k]==0)   w=0;


 if(B[k]!=G[k]&&R[k]!=G[k]&&B[k]==R[k]&&B[k]!=0)    w=300;
 if(R[k]!=B[k]&&G[k]!=B[k]&&R[k]==G[k]&&R[k]!=0)    w=60;
 if(G[k]!=R[k]&&B[k]!=R[k]&&G[k]==B[k]&&G[k]!=0)    w=180;



 }

//}



 fprintf(stream, "%d %d ",k,w);
}
else w1=1;


if(w <= 13 && w >= 316)
  {
   RR[k]= 255;
   GG[k]= 0;
   BB[k]= 0;
  }
 if(w <= 40 && w > 13)
  {
   RR[k]= 255;
   GG[k]= 128;
   BB[k]= 0;
  }
 if(w < 107 && w > 40)
  {
   RR[k]= 255;
   GG[k]= 255;
   BB[k]= 0;
  }
  if(w <=180 && w >=107)
  {
   RR[k]= 0;
   GG[k]= 255;
   BB[k]= 0;
  }
```

```
        if(w < 240 && w >180)
        {
         RR[k]= 0;
         GG[k]= 255;
         BB[k]= 255;
        }
        if(w <=282 && w >=240)
        {
         RR[k]= 0;
         GG[k]= 0;
         BB[k]= 255;
        }
        if(w< 316 && w > 282)
        {
         RR[k]= 255;
         GG[k]= 0;

         BB[k]= 255;
        }
        if(w1==1)
        {
         RR[k]= 255;
         GG[k]= 255;
         BB[k]= 255;
        }
        if(w1==0)
        {
         RR[k]= 0;
         GG[k]= 0;
         BB[k]= 0;
        }

       //fprintf(stream, "%d %d %d %d ",k,RR[k],GG[k],BB[k]);
    }


    for(i=0;i<256;i++)
       {
       Palette[i*3+0]=RR[i];
       Palette[i*3+1]=GG[i];
       Palette[i*3+2]=BB[i];
       }

      Seg = FP_SEG(Palette);
      Off = FP_OFF(Palette);

  reg.r_ax = 0x1012;
  reg.r_bx = 0;
  reg.r_cx = 256;
  reg.r_es =Seg ;
  reg.r_dx =Off ;
  intr(0x10,&reg);
   fclose(stream);
*/
}
```

أخذ عيناتِ الصورةِ

تَحويل الصورة المستمرة(a (x ,y إلى تمثيلِها الرقمي[b [m ,n يَتطلّبُ عمليةَ أخذ العينات. في نظامِ أخذ العينات المثالي (a (x ,y مُضَاعَفُ بسلسلة النبضات الثنائية الأبعاد المثاليةِ:

$$b_{ideal}[m,n] = a(x,y) \bullet \sum_{m=-\infty}^{+\infty} \sum_{n=-\infty}^{+\infty} \delta(x - mX_o, y - nY_o)$$
$$= \sum_{m=-\infty}^{+\infty} \sum_{n=-\infty}^{+\infty} a(mX_o, nY_o) \delta(x - mX_o, y - nY_o)$$

حيث Xo وYo مسافاتَ أَو فتراتَ أخذ العينات ، $d(*,*)$ دالة النبضات المثاليةِ، ونحن إستعملنَا المثال . (في وقتٍ ما، بالطبع، دالة النبض (d (x ,y يُحوّلُ إلى دالة النبض المنفصلةِ [d [m ,n.) يُشيرُ أخذ عينات بشكل المربّع ضمناً إلى أنَّ Xo = Yo. أخذ العينات بدالة النبض تُقابلُ أخذ العينات بشكل نقطةِ متناهيةِ الصغر. هذا، على أية حال، لا يُقابلُ الحالةَ العاديةَ كما صُوّرتْ في الرسم رقمِ 2. لأَخْذ تأثيراتِ فتحة أخذ العينات المحدودةِ (p (x ,y على الحسابِ، نحن يُمْكِنُ أَنْ نُعدّلَ نموذجَ أخذ العينات كالتّالي:

$$b[m,n] = \left(a(x,y) \otimes p(x,y)\right) \bullet \sum_{m=-\infty}^{+\infty} \sum_{n=-\infty}^{+\infty} \delta(x - mX_o, y - nY_o)$$

إنّ التأثيرَ المشتركَ للفتحةِ وأخذ العينات يفهم بشكل أفضل بفَحْص تمثيلِ مجالِ فوريير.

$$B(\Omega,\Psi) = \frac{1}{4\pi^2} \sum_{m=-\infty}^{+\infty} \sum_{n=-\infty}^{+\infty} A(\Omega - m\Omega_s, \Psi - n\Psi_s) \bullet P(\Omega - m\Omega_s, \Psi - n\Psi_s)$$

حيث أنَّ :

$\Omega_s = 2\pi/X_o$

ترددَ أخذ العينات في إتّجاه x

$\Psi_s = 2\pi/Y_o$

ترددُ أخذ العينات في إتّجاه Y. إنّ الفتحةَ (p (x ,y بشكل دوري هي مربّعُ ، دائرة، أَو Gaussian مع العناصر المرتبطةِ $P(\Omega,\Psi)$. (انظر الجدول 4.).

أخذ عينات الكثافةِ لمعالجة الصورةِ

لمَنْع التعرّج المحتملِ (التَدَاخُل) مِنْ الشروطِ الطيفيةِ المتأصّلةُ، هناك شرطان يَجِبُ أَنْ نتوفرا:

- A (u ,v) – محدودية الموجة

$$|A(u,v)| \equiv 0 \quad \text{for} \quad |u| > u_c \quad \text{and} \quad |v| > v_c$$

- تردد أخذ عينات المحقق -

$$\Omega_s > 2 \bullet u_c \quad \text{and} \quad \Psi_s > 2 \bullet v_c$$

حيث u_c و v_c تردداتَ القطعَ في الاتجاهات x و y ، على التوالي. الصور المُكتَسَبة من خلال العدساتِ محدودة الإنكسار والخالية مِنْ الإنحراف والمتماثلة بشكل دائري سَتَكُونُ، عُموماً، محدودة الموجات. تؤثر العدسةُ كمرشِح مرور سفلي مَع تردد قطعٍ في مجالِ الترددَ والمعطاة مِن قِبل:

$$u_c = v_c = \frac{2NA}{\lambda}$$

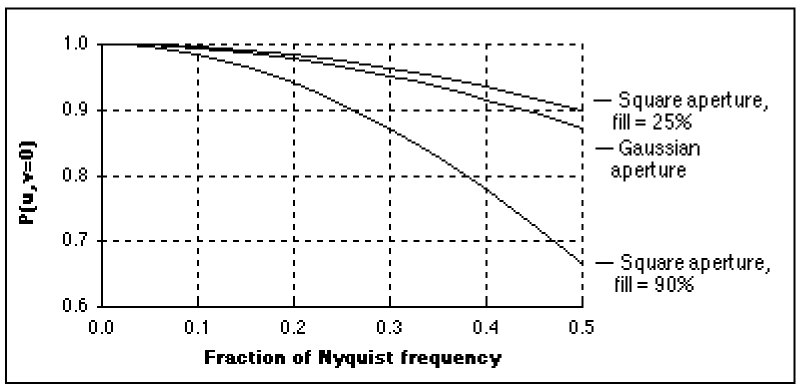
حيث أنَّ NA الفتحةَ العدديةَ للعدسةِ و λ طول الموجة الضوئيةُ الأقصرُ المستعملَ مع العدسةِ. إذا العدسةِ لا تُوافق واحد أَو أكثر مِنْ هذه الفرضياتِ فإنها سَتَبْقى محدودة الموجة لكن في تردداتِ القطعِ الأدنى مِنْ المعطاة . عند التعامَل مَع العدد -F (F) للبصرياتِ بدلاً مِنْ NA وفي الهواءِ (بمعاملِ الإنكسار = 1.0) ، المعادلة تُصبحُ:

$$u_c = v_c = \frac{2}{\lambda}\left(\frac{1}{\sqrt{4F^2+1}}\right)$$

أخذ عينات الفتحةِ

الفتحة p (x ,y) الموَصوفة اعلاه سَيكونُ لديها فقط تأثير هامشي على الإشارةِ النهائيةِ فيما إذا تحققا شرطا المعادلة. أعطيتْ، على سبيل المثال، المسافة بين العيناتِ Xo تساوي Yo و عينات الفتحةِ الأضيق مِنْ Xo، التأثير على الطيفِ العامِّ -- بسبب $A(u,v)P(u,v)$ دَلَّ عليه مِن قِبل بالمعادلة. -- المُصَوَّرُ في الرسم رقمِ 17 للمربعِ وفتحاتِ Gaussian.

إنّ الأطيافَ مُقَيَّمة على طول واحد مِنْ محورِ تحويل فورييرِ الثنائي الابعاد. فتحة Gaussian في الرسم رقمِ 17 لَها عرض مثل الذي لفترةِ أخذ العينات Xo يَحتوي +/-3 (99.7 %) من Gaussian. الفتحات المستطيلة لَها عرض مثل الذي يَحتلُّ 95 % مِنْ فترةِ أخذ العينات والآخرينَ يَحتلّونُ 50 % مِنْ فترةِ أخذ العينات. 95 % عرضَ تترجم إلى عامل الملءِ 90 % و50 % عرض إلى عامل الملءِ 25 %. عامل الملءَ سيناقشَ في قسمِ آخر.



الرسم 17: أطياف الفتحةِ $P(u,v=0)$ للتردداتِ إلى نِصْفِ، التَرددات المحققة.

أخذ عينات الكثافةِ لتحليلِ الصورةِ

إنّ "القواعدَ" لإخْتيارَ كثافةِ أخذ العينات عندما يكون الهدفَ تحليلُ صورةِ – بالمقارنة مع الحالة في معالجة الصورةِ -- مختلفة. إنّ الإختلافَ الأساسيَ ذلك يتعلق بعملية تحويل الصورة الى صورة رقمية مما يعني ان ا لأجسامِ في الصورةِ تتحول إلى مجموعة نقاطِ تُقدّمُ على شكل ضوضاءِ التجزئة المكانية التي لَيستْ محدودة الامواج. هذا يُؤدّي إلى النَتائِج التاليةِ للإختيارِ لأخذ عينات الكثافةِ عندما الواحد مُهتَمُّ بمقياسِ المنطقةِ و طول الحافة.

أخذ عينات لمقاييسِ المنطقةِ

لنفترض أخذ العينات المربّعِ، Xo = Yo والخوارزمية الغير متحيّزة لتَخمين المنطقةِ ال تي تتَضمّنِ حساب النقاط البسيطةَ ، CV (انظر المعادلة) مِنْ مقياسِ المنطقةَ المُتعلّقُ بكثافةِ أخذ العينات مِن قِبل:

$$2D: \quad \lim_{S\to\infty} CV(S) = k_2 S^{-3/2} \qquad 3D: \quad \lim_{S\to\infty} CV(S) = k_3 S^{-2}$$

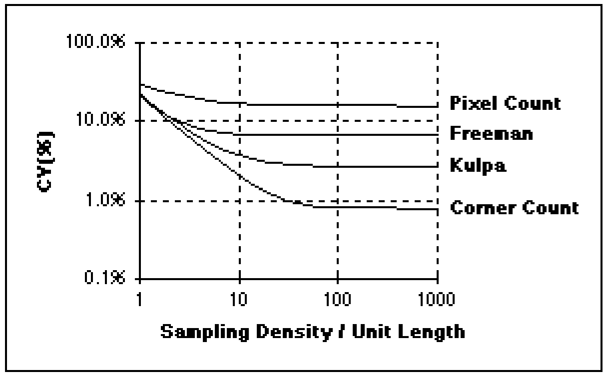
وفي أبعاد عدد D:

$$\lim_{S\to\infty} CV(S) = k_D S^{-(D+1)/2}$$

حيث أنَّ S عددَ العيناتِ لكلّ قطرِ جسمِ. في ثنائي الابعاد المقياس هو منطقةُ، في ثلاي الابعاد هو حجم، وفي D أبعاد هو متعدد الحجوم.

أخذ عينات لمقاييسِ الطولِ

لنفترضُ أخذ عينات مربّعُ ثانيةً وخوارزمياتُ لتَخمين الطولِ مستندة على تمثيلِ رمزِ سلسلةِ فريمان (سيناقش لاحقا)، CV لمقياسِ الطولَ يتعلّقُ بكثافةِ أخذ العينات لكلّ وحدة طولِ، كما هو معروض في الرسم رقمِ 18.



الرسم 18: CV لمقياسِ الطولِ للخوارزمياتِ المُخْتَلِفةِ.

المنحنيات في الرسم رقمِ 18 طُوّرتْ ضمن سياق الخطوطِ المستقيمةِ لكن نَتائِجَ مماثلةَ وُجِدتْ للمنحنيات والمحيطات المغلقة. إنّ الصيغَ المعيّنةَ لتقديرِ الطولِ تستعمل تمثيل رمزِ السلسلةِ للخَطّ ومستندة على مجموعة خطيّة مِنْ ثلاثة أعدادِ:

$$L = \alpha \bullet N_e + \beta \bullet N_o + \gamma \bullet N_c$$

حيث أنَّ N_e عددَ رموز السلسلةِ المفردة، N_o عددَ رموز السلسلةِ الزوجية، وN_c ، عدد الزوايا. إنّ الصيغَ المعيّنةَ معطاة في الجدول رقم 7.

Coefficients	α	β	γ
Formula			
Pixel count	1	1	0
Freeman	1	$\sqrt{2}$	0
Kulpa	0.9481	0.9481 * $\sqrt{2}$	0
Corner count	0.980	1.406	-0.091

الجدول رقم 7: صيغ تقديرِ الطولِ المستندة على حساب رمزِ السلسلةِ (N_e, N_o, N_c)

إستنتاجات على أخذ العينات

إذا كنا نُهتَمُّ بمعالجة الصور، فيَجِبُ أَنْ نَخْتارَ أخذ عينات الكثافةِ المستند على النظريةِ البارزةِ الكلاسيكيةِ، نظرية أخذ العينات المحققة. إذا نحن نُهتَمُّ بتحليلِ الصورةِ، فيَجِبُ أَنْ نَخْتارَ أخذ عينات الكثافةِ المستندة على دقةِ المقاييسِ المطلوبةِ (تحيّز) ودقّة (CV). في حالةَ الحيرةِ، يَجِبُ أَنْ نَخْتارَ الأعلى مِنْ كثافتي أخذ العينات (الترددات).

الضوضاء

الصور المكتسبة من خلال المحسّساتِ الحديثةِ قَدْ تُلوّثُ مِن قِبل مجموعة من مصادرِ الضوضاءِ. بالضوضاءِ نُشيرُ إلى الإختلافاتِ مقابل التشويهات الحتمية مثل الظِل أَو ضعف البؤرةِ. نحن سَنَفترضُ لهذا القسمِ بإنَّنا نَتعاملُ مع الصورِ المشكلة مِنْ الضوءِ بإستعمالُ بصرياتَ كهربائيةَ حديثةَ. بشكل خاص نحن سَنَفترضُ إستعمالَ الأداةِ الشحنة-المزدوجة الحديثةَ (CCD) - هي آلات التصوير حيث تُنتجُ الفوتوناتُ الألكتروناتَ التي تسمى عموماً باسم الكترونات الصور. على الرغم من هذا، أغلب الملاحظاتِ التي نحن سَنَناقشها حول الضوضاءِ ومصادرِه ا المُخْتَلِفةِ يَحْملانِ على حد سواء لقيودِ التصوير الأخرى.

التقنية الحديثة جَعلتْ من الممكن تَخفيض مستويات الضوضاءَ المرتبطَة بالأدواتِ الكهرو - بصريةِ المُخْتَلِفةِ إلى المستويات الغير جديرة بالاهمية تقريباً، مصدر ضوضاءِ واحد لا يُمْكن أنْ يُزالَ و هذا يُشكّلُ حالةَ ال تحديِّ عندما كُلّ مصادر الضوضاءِ الأخرى ممكن إزالتها.

ضوضاء الفوتونِ

الإشارة الطبيعية التي نُلاحظُ ها مستندة على الضوءِ، فإن الطبيعة الكَمّية للضوء تلعب دور هامّ. الفوتون الواحد في المستوى $\lambda = 500$ nm ، يحمل طاقة $E = h\gamma = hc/\lambda = 3.97 \times 10^{-19}$ جول. آلات تصوير (CCD) الحديثة (الكاميرات) حسّاسة بما فيه الكفاية لِكي تَكُونَ قادرة على حِساب الفوتوناتِ الفرديةِ. (حسّاسية آلةِ التصوير سَتُناقشُ في قسمِ أخر). تَنْشأُ مشكلةُ الضوضاءَ عن الطبيعةِ الإحصائيةِ أساساً مِنْ إنتاجِ الفوتون. نحن لا نَستطيعُ إفتِراض ان، في النقطة المُعطاة لفترتي الملاحظةِ المتتاليتينِ لكن المستقلتينِ بالطولِ T ، نفس عددِ الفوتوناتِ سَيَحْسبُ. إنتاج الفوتونِ مَحْكُومُ بقوانينِ الفيزياء الكمّيةِ التي تحُدُّنا في الكلام عن عددَ متوسطَ مِنْ الفوتوناتِ ضمن مجال الملاحظةِ المُعطيَ. إنّ توزيعَ الإحتمالَ لعدد p من الفوتونات في مجال الملاحظةِ ذو الطولِ T يحسب بالصيغة التالية:

$$P(p|\rho,T) = \frac{(\rho T)^p e^{-\rho T}}{p!}$$

حيث ρ هو عامل الكثافةَ أَو النسبةَ مقاسا بالفوتوناتِ على الثّانيةِ. من الصعب فَهْم ذلك حتى ولو لم يكن هناك مصدر ضوضاءَ أخر في سلسلةِ التصوير، التقلّباتُ الإحصائية المرتبطة بحساب الفوتونِ على فترة وقتِ محدود T ما زالَتْ تُؤدّي إلى نسبة الإشارة الى الضوضاء المحدودة (SNR). إذا نحن نَستعملُ الصيغةَ الملائمةَ لـ SNR، فذلك بسبب الحقيقة بأنّ القيمة المتوسطةِ والإنحراف المعياري مُعطى مِن قِبل:

$$average = \rho T$$
$$\sigma = \sqrt{\rho T}$$ - Poisson عملية

لدينا لـ SNR:

$$SNR = 10\log_{10}(\rho T) \quad dB$$ ـ ضوضاء فوتونِ

الفرضيات التقليدية الثلاث حول العلاقةِ بين الإشارةِ والضوضاءِ لا تَحْملِ لضوضاءِ الفوتونِ:

- ضوضاء فوتونِ لَيستْ مستقلةَ عِنْ الإشارةِ؛
- ضوضاء فوتونِ لَيستْ Gaussian، و؛
- ضوضاء فوتونِ لَيستْ مضافةً.

للإشاراتِ اللامعةِ جداً، حيث ρT يَتجاوزُ 10^5، تقلّبات الضوضاءَ بسبب إحصائياتِ الفوتونِ يُمْكِنُ أَنْ تُهمَلَ إذا الحسّاسَ له حدّ إشباع عالي بما فيه الكفاية. هذا سَيُناقشُ بشكل اوسع في قسمِ حساسية الكاميرات .

الضوضاء الحرارية

المصدر الإضافي للألكتروناتِ في كاميرات CCD هو الطاقةُ الحراريةُ. الألكترونات يُمْكِنُ أَنْ تُتحرر من مادّةِ (جسم) الكاميرات CCD نفسها خلال الإهتزازِ الحراري وبعد ذلك، ترتحَصرَ في CCD، ويَكُونُ متعذرا تميزهَ عِنْ الكترون الصور الحقيقي. بتَبريد القطع الالكترونية (الرقائق) في CCD يمكن تَخفيض و بشكل ملحوظ عددِ الألكترونات الحرارية التي تُسبّبُ ضوضاءَ التيار الدافئِ أَو التيارِ المُظلمِ. بينما وقت التكاملَ T يَزِيدُ، فان عدد الألكتروناتِ الحراريةِ يزيد ايضا. إنّ توزيعَ إحتمالَ الألكتروناتِ الحراريةِ هو عملية بحيث أنَّ عامل النسبةَ هو دالة (وظيفةَ) متزايدةَ بالنسبة لدرجةِ الحرارة. هناك تقنيات بديلة (عن التّبريد) لقَمْع التيارِ المُظلمِ وهذه تَتضمّنُ تَخمين التيارِ المُظلمِ المتوسطِ عادة لوقتِ التكاملِ المُعطى وبعد ذلك نطْرحُ هذه القيمةِ مِنْ قِيَمِ نقطةِ CCD قبل التحويل A/D (من كهربائي الى رقمي) . بينما هذا يُخفّضُ المعدلَ الحاليَ المُظلمَ، هو لا يُخفّضُ الإنحراف المعياري الحاليَ المُظلمَ وهو يُخفّضُ المدى الديناميكيَ المحتملَ أيضاً للإشارةِ

ضوضاء الرقاقة الإلكترونية

هذه الضوضاءِ تَنْشأُ في عملية قراءة الإشارةِ مِنْ الحساّسِ، في هذه الحالةِ من خلال تأثيرِ الحقلَ للترنزستورِ (FET) في رقاقة الـ CCD. إنّ الشكلَ العامَّ لكثافةِ الطيف الكهربائيةِ لضوضاءِ القراءة:

$$S_{nn}(\omega) \propto \begin{cases} \omega^{-\beta} & \omega < \omega_{\min} \quad \beta > 0 \\ k & \omega_{\min} < \omega < \omega_{\max} \\ \omega^{\alpha} & \omega > \omega_{\max} \quad \alpha > 0 \end{cases}$$ ـ ضوضاء القراءة

حيث a و β ثوابتَ و ω التردد الشعاعي في الإشارةِ المُحَوَّلةُ مِنْ رقاقةِ CCD إلى العالم الخارجي في نِسَبِ قراءة منخفضة جداً ($\omega < \omega_{min}$) . ضوضاء القراءة يُمْكِنُ أَنْ تُتحوّلَ للمستويات المقبولةِ بنِسَبِ قراءة ملائمة وإلكترونيات صحيحة. في المستويات البارزةِ المنخفضةِ جداً ، على أية حال ، ضوضاء القراءة لاتزال مكوّن هامّ في SNR العامّ.

ضوضاء KTC

الضوضاءُ المرتبطة بمكثّفِ البوابةِفي FET تسمى ضوضاءُ KTC ويُمكنُ أَنْ تَكُونَ غيرَ تافهةَ. القيمة RMS الناتجة لهذه الضوضاء الفولطيةِ تحسب بالصيغة التالية:

ضوضاء KTC (فولطية) - $\sigma_{KTC} = \sqrt{\frac{kT}{C}}$

حيث أنَّ C سعةَ مفتاحِ بوابةِ FET ، k ثابت Boltzmann ، وT درجة الحرارة المطلقةُ لرقاقةِ CCD المقاسة في K . بإستعمالُ العِلاقاتَ $Q = C \cdot V = N_{e^-} \cdot e^-$ ، قيمة الناتج RMS للضوضاءِ KTC أبدتْ من ناحية عددِ الفوتونات (N_{e^-}) مُعطيةُ مِن قِبل:

ضوضاء KTC (ألكترونات) - $\sigma_{N_e} = \frac{\sqrt{kTC}}{e^-}$

حيث أنَّ e - شحن الألكترونَ. لـ $C = 0.5$ pF و T = 233 K هذا يَعطي $N_{e^-} = 252$ electrons. هذه القيمةِ ضوضاء " لوقت واحد " لكلّ نقطةِ والتي تَحْدثُ أثناء القراءة المفردة وهذا مستقل عنْ وقتِ التكاملَ. التصميم الإلكتروني الصحيح الذي يقدم فائدة، على سبيل المثال، مِنْ أخذ العينات المضاعفِ المَرْبُوطِ وتكاملِ المنحدرِ الثنائي يُمْكِنُ أَنْ يُزيلَ ضوضاءَ KTC تقريباً بالكامل.

ضوضاء المضخِّم

إنّ النموذجَ القياسيَ لهذا النوعِ مِنْ الضوضاءِ مضافُ، لـ Gaussian، ومستقل عنْ الإشارةِ. في الإلكترونياتِ الحديثة والمصمّمة من بشكل جيدِ ، ضوضاء المضخِّمِ تافهةُ عموماً. الإستثناء الأكثر شيوعاً من هذه هو في آلاتِ تصوير الملونةِ حيث أنَّه يتم تكبير بشكل أكبر في قناةِ اللونِ الأزرقِ مِنْ قناةِ اللون الأخضر أو قناةِ اللون الأحمر مما يُؤدّي إلى ضوضاءِ أكثرِ في القناةِ الزرقاءِ.

ضوضاء التجزئة

ضوضاء التجزئة (عند الانتقال الى التمثيل الرقمي للإشارة) متأصّلةُ في عملية سعة التجزئة وتَحْدثُ في التحويل من النظيرِ (الكهربائي) إلى الرقمي، ADC. إنّ الضوضاءَ مضافةُ ومستقلةُ عنْ الإشارةِ عندما يكون عددِ المستويات L => 16 . هذا مكافئُ إلى B => 4 bits. للإشارة التي حُوّلتْ إلى الشكلِ الكهربائي وهذ ه لَها قيمة كهربائية دنيا وقصوى. المعادلة المعطاة سابقا هي الصيغةُ الملائمةُ لتحديد SNR. إذا ADC معدّلُ لكي يصبح 0 هذا يرتبط بالقيمةِ الكهربائيةِ الدنيا 2^B-1 يُقابلِ القيمةَ الكهربائيةَ القصوى فإن:

ضوضاء التجزئة - $SNR = 6B + 11 \quad dB$

لـ B => 8 bits ، هذا يَعْني SNR => 59 dB. ضوضاء التجزئة يُمْكِنُ أَنْ تَكُونَ مهملةَ عادة بينما SNR الكليّ للكامل النظامَ يُسيطرُ نموذجياً مِن قِبل SNR الأصغر. في آلاتِ التصوير CCD هذه تعتبر ضوضاءُ فوتونِ.

آلات التصوير

إنّ آلاتَ التصوير (الكاميرات) وأجهزةَ التسجيل المتوفرَة لتطبيقات معالجة الصور الرقميةِ الحديثةِ تَتغيّرُ بسرعة هامّة. لإعتماد طويلِ جداً في هذا ال مجال على نوع رئيسي واحد مِنْ آلةِ التصوير، مثل آلا لاتِ التصوير CCD، ولإهْمال التَطَوّراتِ في الم جالات الاخرى مثل آلات التصوير، أداةِ حقنِ الشحنة (CID) وآلات التصوير CMOS أَنْ يُخاطرا بالزوالِ. على الرغم من هذا، التقنيات التي تُستَعملُ لتَمييز آلةِ تصوير CCD jَبْقى "عالميةً" والتقديمَ الذي يَلِي يضع سياقِ تقنيةِ CCD الحديثة بهدف الإيضاح.

الخطية

من الواضح عموماً ان العلاقةُ بين إشارةِ الم دخل الطبيعيةَ (ومثال على ذلك: - فوتونات) وإشارة الناتجَ (ومثال على ذلك: - فولطية) تَكُونُ خطيّةً. رسمياً هذا يَعْني (كما في المعادلة) بحيث انه إذا عِنْدَنا صورتان ، a و b، وثابتان معقّدان إعتباطيان ، w 1 و w 2 و إستجابة خطية لآلةِ التصوير ، فإن:

$$c = \mathsf{R}\{w_1 a + w_2 b\} = w_1 \mathsf{R}\{a\} + w_2 \mathsf{R}\{b\}$$

حيث أنَّ R{*} إستجابة آلةَ التصوير و c ناتجُ آلةَ التصوير. في الممارسةِ، العلاقة بين الم دخل a والناتج c تُعطي كثيراً مِن قِبل:

$$c = gain \bullet a^{\gamma} + offset$$

حيث γ غاما متوسطِ التسجيل. لنظام تسجيل خطيّ حقيقي نحن يَجِبُ أَنْ يكونَ عِنْدَنا γ = 1 و *offset* = 0. لسوء الحظ، *offset* على الاغلب لايساوي صفر وهكذا نحن يَجِبُ أَنْ نُعوّضَ هذا إذا كانت النيةِ أَنْ تَنتزعَ مقاييسَ الكثافةِ. تقنيات التعويض ستُناقَش في قسمِ لاحق.
القِيَم المثالية التي قَدْ تُصادفُ مُدرجة في الجدول رقم 8. آلات التصوير الحديثة لَها القدرةُ في أغلب الأحيان للتنقّل إلكترونياً بين القِيَمِ المُخْتَلِفةِ γ.

الحساس	السطح	γ	الفوائد المحتملة
رقاقة CCD	سيليكون	1.0	خطية
Vidicon Tube	Sb_2S_3	0.6	مدى ديناميكي مضغوط يعطي مشاهد مقارنةِ عاليةِ
فيلم	Silver halide	< 1.0	مدى ديناميكي مضغوط يعطي مشاهد مقارنةِ عاليةِ
فيلم	Silver halide	> 1.0	مدى ديناميكي موسع يعطي مشاهد مقارنةِ منخفضة

الجدول 8: مقارنة الحساسات المُخْتَلِفةِ

الحسّاسية

هناك طريقان لوَصْف حسّاسيةِ آلة تصوير:

- أولاً، نحن يُمْكِنُ أَنْ نُقرّرَ العددَ الأدنى للفوتواليكترون القابل للكشف. هذا يُمْكِنُ أَنْ يُعيّنَ الحسّاسيةَ المُطلقةَ.
- الثانية، نحن يُمْكِنُ أَنْ نَصِفَ عددَ الفوتواليكترون الضروري للتَغْيير من مستوى سطوع رقمي لآخر، ذلك، لتَغيير من التمثيل التماثلي إلى الوحدةِ الرقميةِ (ADU). هذا يُمْكِنُ أَنْ يُعيّنَ الحسّاسيةَ النسبيةَ.

الحسّاسية المُطلقة

لتَحديد الحسّاسيةِ المُطلقةِ نَحتاجُ لخصائص آلةِ التصوير المتعلقة بالضوضاء. إذا الضوضاءَ الكليّةَ لَها σ، لنقل، 100 فوتواليكترون، فإنه و لضمان إكتشاف الإشارة فلَنّنا يُمْكِنُ أَنْ نَقُولُ بأنّ في المستوى 3σ، الإشارة القابلة للكشف الدنيا (أَو الحسّاسية المُطلقةَ) سَتَكُونُ 300 فوتواليكترون. إذا كُلّ مصادر الضوضاءَ المدرجة في القسمِ السابق، بإستثناء ضوضاءِ الفوتون، يُمْكِنُ أَنْ تتُحوّلَ لمستويات تافهةِ، هذا يَعْني بأنّ الحسّاسيةَ المُطلقةَ لأقل مِنْ 10 فوتواليكترون قابلة للإنجازُ بالتقنيةِ الحديثةِ

الحسّاسية النسبية

تعريف الحسّاسيةِ النسبيةِ، S، أعطىَ فوق عندما زاوجَ إلى الحالةِ الخطيّةِ ، مَع γ=1، يَقُودُ فوراً إلى النتيجةِ:

$$S = \frac{1}{gain} = gain^{-1}$$

مقياس الحسّاسيةِ يُمْكِنُ أَنْ يُؤدّى في طريقين مُتميّزين.

- إذا، الإشارة المدخلة a يمكن التحكم بها بدقة بزمن مصراع الكاميرا أَو بالكثافة (من خلال مرشحاتِ الكثافةِ المحايدةِ)، فإن المكسب يُمْكِنُ أَنْ يُخَمّنَ بتَخمين منحدرِ منحنى الخَطِّ المستقيمِ الناتج. لتَرْجَمَة هذا إلى الوحداتِ المطلوبةِ، على أية حال ، المصدر القياسي الذي يجب أنْ يُستَعملَ هو الذي يُصدر عددَ معروف من الفوتوناتِ في حسّاسِ آلةَ التصوير والكفاءةَ الكَمّيةَ (η) للحسّاسِ يجب أنْ تُعْرَف. تُشيرُ الكفاءةُ الكَمّيةُ إلى كم من الفوتواليكترون أُنتجُ -- في المعدلِ -- لكلّ فوتونِ في طول موجة مُعطى. عُموماً 0 => $\eta(\lambda)$ => 1.
- إذا، التأثير المُحدّد لآلةِ التصوير فقط هو ضوضاء الفوتونُ ، فإنه سهل لتَطبيق، تقنية بديلة متوفرةُ لتَقْرير الحسّاسيةِ. إستعمال المعادلاتِ، وبعد التَعويض للتعديلِ ، الحسّاسية المقاسة مِنْ صورةِ c تحسب بالصيغة التالية:

$$S = \frac{E\{c\}}{Var\{c\}} = \frac{m_c}{s_c^2}$$

حيث m_c و s_c مُعَرَّف في المعادلاتِ.

البيانات المدروسة لخمس تشكيلات حديثةِ (1995) لآلاتِ التصوير CCD مدجة بالجدول رقم 9.

Camera Label	Pixels	Pixel size µm×µm	Temp. K	S e^-/ADU	Bits
C-1	1320 x 1035	6.8 x 6.8	231	7.9	12
C-2	578 x 385	22.0 x 22.0	227	9.7	16
C-3	1320 x 1035	6.8 x 6.8	293	48.1	10
C-4	576 x 384	23.0 x 23.0	238	90.9	12
C-5	756 x 581	11.0 x 5.5	300	109.2	8

الجدول 9: مقاييس الحسّاسيةِ. نُلاحظ ان آلة تصوير الأكثر حسّاسية لَها اقل قيمةَ S .

إنّ الحسّاسيةَ الإستثنائيةَ لآلاتِ التصوير CCD الحديثة واضحةُ مِنْ هذه البياناتِ. في الدرجة - العلمية آلة التصوير CCD (C-1)، فقط 8 فوتواليكترون (تقريباً 16 فوتون) تفصل مستويان لتدرجات الرمادي في التمثيلِ الرقمي للصورةِ. إلى حدٍّ كبير أقل آلة تصوير فيديو غالية (C-5)، فقط حوالي 256 فوتواليكترون (تقريباً 512 فوتون) تقسم مستويان من تدرجات الرمادي.

SNR

كما وُصِفَ في القسمِ السابق، في أنظمةِ آلالات التصوير الحديثةِ، الضوضاء تُحدّدُ كثيراً مِن قِبل:

- ضوضاء مضخّمِ في حالة آلاتِ التصوير الملونِ
- ضوضاء حرارية التي، تُحُدّدُ بدرجةِ حرارة الرقاقةَ K ووقت التعرّضَ T
- ضوضاء الفوتونِ التي تُحدّدُ بنسبةِ إنتاجِ الفوتونَ ρ ووقتَ التعرّضَ T .

الضوضاء الحرارية (تيار مُظلم)

بإستخدام تقنياتَ التبريد المستندة على عناصر تبريد Peltier وهي ببساطة إبقاء درجةِ حرارة الرقاقةِ بينْ 230 إلى 250 K . هذا يُؤدّي إلى نِسَبِ إنتاج ألكترونِ حراريةِ منخفضةِ. كمقياس للضوضاءِ الحراريةِ، نحن يُمْكِنُ أَنْ نَنْظرَ إلى عددِ الثواني الضروريِ لإنْتاج العدد الكافي مِنْ الألكتروناتِ الحراريةِ للإنتقال من مستوى سطوعِ لآخر، ADU، في غيابِ الالكترونات الضوئية. هذا الشرطِ الأخيرِ -- غياب الالكترونات الضوئية -- السببُ لتسميةِ التيارِ المُظلمَ. البيانات المدروسة لآلاتِ التصوير الخمس الموصوفة اعلاه موضحة في الجدول رقم 10.

Camera Label	Temp. K	Dark Current Seconds/ADU
C-1	231	526.3
C-2	227	0.2
C-3	293	8.3
C-4	238	2.4
C-5	300	23.3

الجدول 10: خصائص الضوضاءِ الحراريةِ

آلة تصوير الفيديو (C-5) لَها تيار إخماد مظلم على الرقاقة. التشغيل في درجةِ حرارة الغرفةِ ، هذه الكاميرا تَتطلّبُ أكثر مِنْ 20 ثانية لإنْتاج تغييرَ ADU واحد بسبب الضوضاءِ الحراريةِ. هذا يَعْني في إطارِ الفيديو التقليديِ ونِسَبِ التكاملِ مِنْ 25 إلى 30 صورةِ بالثّانية (انظر الجدول 3)، الضوضاء الحرارية تافهةُ.

ضوضاء الفوتونِ

رأينا كيف انه ممكن زيَاْدَة SNR بزيَاْدَة وقتِ تكاملَ الصورة وهذا يَأْسر فوتوناتَ أكثرَ. النقاط في آلاتِ التصوير CCD لَها، على أية حال ، قدرة جيّدة محدودة. هذه القدرةِ المحدودةِ، C، تعني ان SNR الأقصى لآلة التصوير CCD لكلّ نقطةِ مُعطاةُ مِن قِبل:

ضوضاء الفوتونِ المحدودةِ قدرةَ - $SNR = 10\log_{10}(C) \quad dB$

البياناتِ المحسوبةِ لآلاتِ التصوير الخمس المَوصوفةاعلاه موضحة في الجدول 11.

Camera Label	C #e-	Theor. SNR dB	Meas. SNR dB	Pixel size μm×μm	Well Depth #e- /μm²
C-1	32,000	45	45	6.8 x 6.8	692
C-2	340,000	55	55	22.0 x 22.0	702
C-3	32,000	45	43	6.8 x 6.8	692
C-4	400,000	56	52	23.0 x 23.0	756
C-5	40,000	46	43	11.0 x 5.5	661

الجدول 11: خصائص ضوضاءِ الفوتونِ

نُلاحظ انه لبَعْض آلاتِ التصوير، يُنجزُ SNR المدروس، لحَدّ أعلى يُشيرُ بأنّ SNR، في الحقيقة، فوتون وقدرة محددة. منحنيات الـ SNR مقابل T (وقت التكاملِ) متّسق مع المعادلاتِ . كما يُمْكِنُ أيضاً أَنْ يظهر ، كنتيجة لتقنيةِ CCD، "عمق" النقطة في CCD ثابت، حوالي $0.7\ ke^{-} / um^{2}$

.

التَظليل

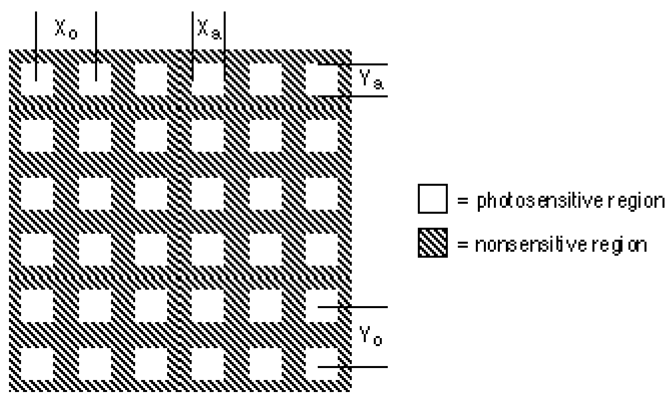
نتُتجُ عملياً كُلّ أنظمة التصوير التَظليل (الظل). بهذا نحن نَعْني بأنّه إذا الصورةِ المدخلة الطبيعيةِ a (x ,y) = ثابتة، فإن النسخة الرقمية للصورةِ لَنْ تَكُونَ ثابتةَ. مصدر التَظليل قَدْ يَكُونُ خارج آلةِ التصوير مثل في حالات إضاءةِ المشهدَ أَو نتيجةَ آلةِ التصوير نفسه ا حيث المكسب والتعديل (*gain* and *offset*) قَدْ يَتفاوتانِ مِنْ نقطةِ إلى اخرى. إنّ النموذجَ المعطى للتَظليل هو التالي:

$$c[m,n] = gain[m,n] \bullet a[m,n] + offset[m,n]$$

حيث a [m ,n] - الصورةُ الرقميةُ التي يُمكنُ أنْ تُسجّلَ لولا وجود التَظليلِ في الصورةِ، التي هي ،a [m ,n] = ثابت. التقنيات لتَخفيض أَو إزالة تأثيراتِ التَظليل ستناقش في قسمِ اخر.

شكل نقطةِ شاشة

بينما النقاطَ الموضحة في الرسم رقمِ 2 تَبْدو نقاط مربّع ولتَغْطية الصورةِ المستمرةِ، من المُهمِ معْرِفة الهندسةِ (قياس المسافات) لآلة التصوير / نظام الترقيم المُعطاة. في الرسم رقمِ 19 نُعرّفُ العوامل المحتملةَ المرتبطة بآلة التصوير ونظام الترقيم (التحويل الى رقمي) والتأثير عِنْدَهُمْ على نقطةِ الشاشة.

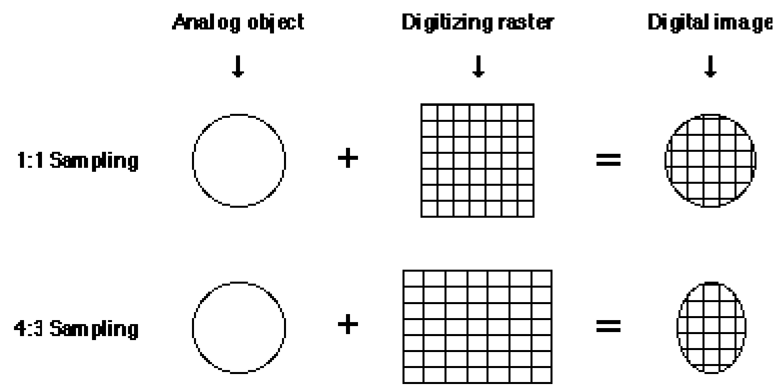


الرسم 19: عوامل شكلِ النقطةِ

إنّ العوامل Xo وYo المباعدة بين مراكزِ النقطَ ويُمثّلانِ مسافاتَ أخذ العينات مِنْ المعادلةِ. إنّ العوامل Xa وYa هي أبعادَ ذلك الجزءِ مِنْ سطحِ آلةَ التصوير الحسّاسُ للإضَاْءة. كما هو مذكور في قسمِ سابق، ان انظمة ترقيم فيديو مختلفة يُمكنُ أَنْ تأخُذَ قِيَمَ مختلفةَ لـ Xo بينما لديهم قيمة مشتركة لـ Yo.

نقاط الشاشة المربّعة

كما هو مذكور في قسمِ سابق، يُشيرُ أخذ عينات المربّع ضمناً إلى أنَّ Xo = Yo أَو بدلاً عن ذلك Xo / Yo = 1. هو لَيسَ غير عامَ، على أية حال، لإيجاد الإطار حيث Xo / Yo = 1.1 أَو Xo / Yo = 4/3. (تَجاري هذه الصيغةِ الأخيرةِ صيغةِ التلفزيونِ التجاري. شاهدْ الجدول 3). الخطرُ المرتبط بالنقاطِ الغيرِ- مربعَ هو ان الأجسامِ الاستوائية التي مَسحتْ بنقاطِ غيرِ - المربعَ قَدْ تظْهرُ استوائية على شاشة عرض آلةِ التصوير لكن تحليلَ الأجسامِ (مثل الطولِ إلى نسبةِ العرضِ) سَيَعطي نَتائِجَ غير استوائية. هذا مُوضح في الرسم رقمِ 20.



الرسم 19: تأثير نقاطِ الشاشة الغيرِ مربعَ

النسبة Xo / Yo يُمْكِنُ أَنْ تحدد لأيّ آلة تصوير /نظام ترقيم معيّنة، بإستعمال مخطط إختبارِ التحديدِ بالمسافاتِ المعروفةِ في الإتّجاهِ الأفقي والعمودي. هذا سهل للتنفيذ بإستخدام طابعاتِ الليزرِ الحديثةِ.بعد ذلك ممكن مسح مخطط الإختبارَ و تحدد مسافاتَ أَخذ العينات Xo وYo .

عامل الملءِ

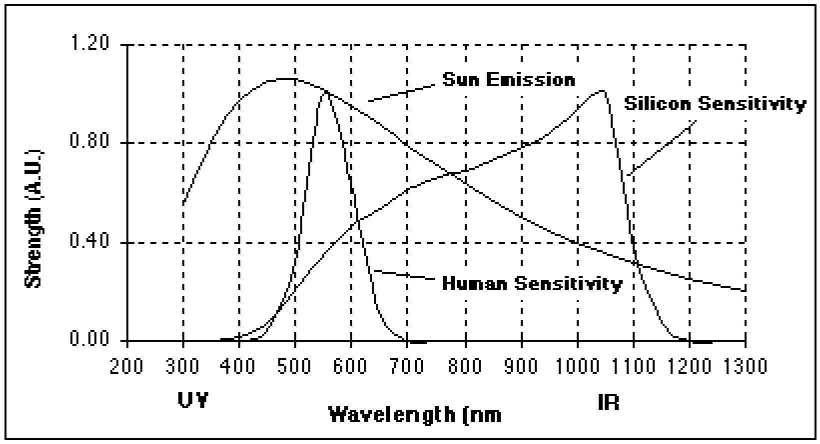
في آلاتِ التصوير CCD الحديثة من المحتملُ ان جزء سطحِ آلةَ التصوير لَيسَ حسّاسَ للإضَاْءة وبدلاً مِن ذلك إستعملتْ لإلكترونياتِ CCD أَو لمَنْع وهج الإشعاع. حيث انه يَحْدثُ عندما CCD مَمْلُوءُ بشكل جيد (انظر الجدول 11) ويفَيض الالكترونات الضوئية الإضافيةَ إلى مناطق CCD المجاورة. المناطق المضادة للوهج بين مواقعِ CCD النشيطة يمكن أن تُستَعملَ لمَنْع هذا. هذا يَعْني، بالطبع، بأنّ جزء من الفوتوناتِ القادمةِ مفقودة بينما يَضْربونَ الجزءَ غيرَ الحسّاسَ لرقاقةِ CCD. إنّ جزء السطحِ الحسّاسُ للإضَاْءة يُعَيّنُ عاملَ الملءَ ومُعطى مِن قِبل:

$$fill \quad factor = \frac{X_a \bullet Y_a}{X_o \bullet Y_o} \times 100\%$$

عامل الملء الأكبر حيث الضوء الأكثر سَيَأْسرُ بالرقاقةِ إلى الحَدّ الاقصى 100 %. هذا يُساعدُ على تَحسين SNR. كمبادلة، على أية حال، القِيَمَ الكبيرة لعامل الملءِ تعني صَقْل مكاني أكثرَ بسبب تأثيرِ الفتحةَ الموَصفَ في قسمِ سابق. هذا موضح في الرسم رقمِ 15.

الحسّاسية الطيفية

الحساسات، كتلك الموَجودَة في آلاتِ التصوير والفلم، لَيستْ حسّاسةَ على حد سواء إلى كُلّ أطوال الموجات الضوئية. إنّ الحسّاسيةَ الطيفيةَ لحساسِ CCD موضحة في الرسم رقمُ 21.



الرسم 21: الخصائص الطيفية للسيليكونِ، الشمس، والنظام البصري الإنساني. UV = فوق البنفسجي IR = تحت الأحمر.

الحسّاسية العالية للسيليكونِ في الموجات تحتِ الحمراءِ تعني، للتطبيقاتِ التي بها كاميرات CCD (أَو اي أساس سيليكون أخر) أَنْ تُستَعملَ كمصدر الصورِ في انظمة معالجة وتحليل ا لصور الرقميةِ ، الإعتبار يَجِبُ أَنْ يُعطي لإسْتِعْمال مرشِح (فلتر) منع IR. يَمْنعُ هذا المرشِح أطوالَ الموجات فوق 750 nm. وهكذا يَمْنعُ "تَضْبيب" الصورةِ مِنْ أطوالِ الموجات الأطولِ الموَجودَة في نورِ الشمس. بدلاً عن ذلك ، آلالات التصوير على أساس CCD يُمْكِنُ أَنْ تَحتوي على حسّاس ممتاز للموجات قُرْب مدى موجات تحت الحمراءِ مِنْ 750 nm إلى 1000 nm.

سرعة مصراع الكاميرا (وقت التكاملِ)

إنّ المدة المفروضة لإخذ الصورةِ – حيث تُجَمع الفوتوناتِ -- قَدْ تتغُيّرُ في بَعْض آلاتِ التصوير أَو قَدْ تتفَاوتُ على أساس صيغِ الفيديو المختلفة (انظر الجدول 3). للأسبابِ التي يَجِبُ أَنْ تَعمَلُ بعوامل التصوير الفوتوغرافي، هذه المدة تحدد سرعةَ مصراع الكاميرا، عادة، بالرغم من أن وقتِ التكاملِ سيَكُونُ وصف أكثر ملائمة.

آلات تصوير الفيديو

قِيَم سرعةِ المصراع المنخفضة لـ 500 ns متوفرة بآلات التصوير الفيديو CCD المتوفرة بشكل تجاري بالرغم من أن السرعةِ الأكثرِ تقليدية للفيديو 33.37 ms (NTSC) و40.0 ms (PAL, SECAM). قيّمُ بارتفاع 30 s أيضاً مُنجَزُة ببَعْض آلات تصوير الفيديو بالرغم من أن هذا يَعْني تَضْحِية بسيل مستمر مِنْ صور الفيديو الذي يَحتوي الإشارةَ لمصلحة صورة متكاملة وحيدة وسط سيل الصورِ الفارغةِ عادةً. أجهزة التَحويل إلى رقم ي اللاحقةِ يَجِبُ أَنْ تَكُونَ قادرة على معالجة هذه الحالةِ.

آلات التصوير العلمية

قيّمُ منخفضة لـ 500 ns محتملة، وبتقنياتِ التبريد المستندة على تَبريد Peltier أَو التبريد بالنتروجين السائل ، أوقات التكاملِ بزيادةِ عِنْ ساعةِ واحدة تُنجزُ بسهولة.

درجة القراءة

إنّ الدرجة التي تُقرأ فيها البياناتِ مِنْ رقاقةِ الحسّاسَ تُعَيّنُ نسبةَ القراءة. درجة القراءة لآلات تصوير الفيديو القياسيةِ تَعتمدُ على عوامل إطارِ الملتقط بالإضافة إلى آلةِ التصوير. درجة القراءة مُعطيةُ مِن قِبل:

$$R = \left(\frac{images}{sec}\right) \cdot \left(\frac{lines}{image}\right) \cdot \left(\frac{pixels}{line}\right)$$

بينما الوحدة الملائمة لوَصْف درجة القراءة يَجِبُ أَنْ تَكُونَ نقاطَ / ثانية، التعبير z يُوْجَدُ كثيراً في المراجع وفي مواصفات الكاميرات؛ نحن سَنَستعملُ الوحدةَ الأخيرةَ. لآلات تصوير الفيديو بالنقاطِ المربّعةِ ، هذا يَعْني:

Format	lines / sec	pixels / line	R (Mz.)
NTSC	15,750	(4/3)*525	~11.0
PAL / SECAM	15,625	(4/3)*625	~13.0

الجدول 12: درجة قراءة آلالات تصوير الفيديو

نُلاحظ ان القِيَم في الجدول 12 تقريبية. القِيَم المضبوطة لأنظمةِ النقطةِ المربّعةِ تَتطلّبُ معرفةَ مضبوطةَ عِنْ طرقِ ترقيم الفيديو (إطار الإلتقاط) التي تَجْزِئ كُلّ خَطّ فيديو.

درجة القراءة المستعملة في آلات تصوير الفيديو تَعْني أنّ الضوضاءَ الإلكترونيةَ الموَصوفة في قسمِ سابق تَحْدثُ بِحدود طيفِ الضوضاءَ ، وَصفتْ مِن قبل ω <ω_{max} حيث زيادات الضوضاءَ الكهربائيةَ بشكل متزايد. ضوضاء القراءة يُمْكِنُ أَنْ تَكُونَ هامّة في آلات تصوير الفيديو.

آلات التصوير العلمية تستعمل درجة القراءة الأبطأ لكي تُخفّضَ ضوضاءَ القراءة. تُقدّرُ القِيَمُ المثاليةُ للقراءة لآلاتِ التصوير العلميةِ، مثل تلك المَوْصُوفةِ في الجداول 9، 10، و11، بـ 20 kz, 500 kz, and 1 Mz to 8 Mz.

شاشات العرض

شاشات العرض المستعملة لمعالجة الصور -- خصوصاً أنظمة العرضَ المستعملة بالحاسباتِ -- لَها عدد مِنْ الخصائصِ التي تُساعدُ على تَقْرير نوعيةِ الصورةِ النهائيةِ.

نسبةُ التحديث

نسبة التحديث مُعَرَّفةُ كعدد الصورِ الكاملةِ الذي يَعرض على الشاشةِ بالثّانية الواحدة. للفيديو القياسي، نسبةُ التحديث ثابتةُ في القِيَمِ المعطاة في الجدول رقم 3.

المُشَابَكَة

لمَنْع ظهورِ الرجفةِ البصريةِ في نِسَبَ التحديث تحت 60 صورةِ / بالثانية، شاشة العرض يُمْكِنُ أَنْ تُشابكَ كما وُصِفَ في قسمِ سابق. يُشابكُ المعيارُ لأنظمةِ الفيديو 2:1. حيث ان المُشَابَكَة لَيستْ ضروريةَ في نِسَبَ التحديث التي فوق 60 صورةِ /الثانية، تُشابكُ 1:1 مستعملُ بمثل هذه الأنظمةِ. بكلمة أخرى، الخطوط مَسْحُوبة في موديل متسلسلةِ عاديةِ: 1,2,3,4,...,N.

دقة العرض

إنّ النقاطَ المخَزنة في ذاكرةِ الحاسوبِ، بالرغم من أنّهم مُشْتَقّون مِنْ مناطقِ القطاع المحدودةِ في المشهدِ الأصليِ، يمكن ان نعتبرها كنقاط رياضية لَيْسَ لَها مدى طبيعيُ (فيزيائي). عندما نعَرضَ الصور، فإن المسافة بين النقاطِ يجب أنْ تُمْلَأ. هذا يَحْدثُ كنتيجة لحجمِ البقعةِ المحدودِ عموماً لإنبوب أشعة القطب السالب (CRT). إنّ لمحةَ السطوعَ لبقعة CRT هي تقريباً Gaussian وعدد البُقَعِ الذي يُمْكِنُ أَنْ يُقرر على شاشة العرضِ يَعتمدِ على نوعيةِ النظامِ. من السهل

نسبياً الحُصُول على أنظمةِ العرضِ مَع دقة عرض مِنْ 72 بُقعةِ لكلّ بوصةِ (28.3 بُقعة لكلّ سنتيمترِ.) يُقابلُ هذا العددِ المعيار الذي يستعمل في الطِبَاعة ايضا. إذا الطِباعَة لَيستْ ذات إعتبار فإن دقة العرض الأعلى، في الزيادةِ مِنْ 30 بُقعةِ لكلّ سنتيمترِ، سهلة المنال.

الأدوات

بَعْض الأدواتِ تعتبر مركزية (المعالج المركزي) بالنسبة إلى معالجة الصورِ الرقميةِ. تتضمن : أدوات رياضية مثل الإلتواءِ، تحليل فورييِر، وأوصاف إحصائية، وأدوات تشغيلية مثل رموزِ السِلْسلةِ ورموزِ التشغيل. نحن سَنُقدّمُ هذه الأدواتِ بدون أيّ حافز معيّن. الدافع سَيَتْلي في الأقسامِ التاليةِ.

الإلتواء

هناك عِدّة طرق محتملة للدلالة على إلتواءَ إشارتين (متعدّدة الأبعاد) لإنْتاج إشارةَ ناتجةِ. الأكثر شيوعا منهاً:

$$c = a \otimes b = a * b$$

نحن سَنَستعملُ الشكلَ الأولَ، $c = a \otimes b$، بالتعاريفِ الرسميةِ التاليةِ.

في الفضاء ثنائي الابعاد المستمر:

$$c(x,y) = a(x,y) \otimes b(x,y) = \int_{-\infty}^{+\infty}\int_{-\infty}^{+\infty} a(\chi,\zeta)\, b(x-\chi, y-\zeta)\, d\chi\, d\zeta$$

في الفضاء ثنائي الابعاد المنفصل:

$$c[m,n] = a[m,n] \otimes b[m,n] = \sum_{j=-\infty}^{+\infty}\sum_{k=-\infty}^{+\infty} a[j,k]\, b[m-j, n-k]$$

خصائص الإلتواءِ

هناك عدد مِنْ الخصائص الرياضيةِ المهمةِ المرتبطة بالإلتواءِ.

* إلتواء تحويلي.

$$c = a \otimes b = b \otimes a$$

* إلتواء ترابُطيُ.

$$c = a \otimes (b \otimes c) = (a \otimes b) \otimes c = a \otimes b \otimes c$$

* إلتواء توزيعيُ.

$$c = a \otimes (b + d) = (a \otimes b) + (a \otimes d)$$

حيث a , b, c، وd كُلّ الصور، أمّا مستمرة أو منفصلة (ثابتة).

تحويلات فورييِر (Fourier)

يُنتجُ تحويل فورييِرُ تمثيلَ آخرَ من الإشارة، بشكل مُحدّد، تمثيل كمجموع الاوَزانَ الأسية المعقّد. بسبب صيغةِ يولر (Euler):

$$e^{jq} = \cos(q) + j\sin(q)$$

حيث، نحن يُمْكِنُ أَنْ نَقُولَ بأنّ تحويل فورييِرَ يُنتجُ تمثيل لإشارة ثنائية الابعاد كوَزنَ مجموع الجيوبِ وجيبِ التمام. إنّ الصيغَ الحاسمةَ لفورييِر المباشرة وتحويلات فورييِر المعكوسة كالتّالي. معطاةُ صورةً a وتحويل فورييِر A، ثمّ يَتحوّلُ بشكل مباشر بحيث يَذْهبُ مِنْ المجالِ المكانيِ (أمّا مستمر أَو منفصل) إلى مجالِ الترددَ الذي يكون مستمرُ دائماً.

للأمام - $A = \mathcal{F}\{a\}$

يَذْهبُ تحويل فورييِرُ المعكوسُ مِنْ مجالِ الترددَ و يَعُودُ إلى المجالَ المكانيَ.

المعكوس - $a = \mathcal{F}^{-1}\{A\}$

إنّ تحويل فورييرَ فريد وعملية تقبل العكس مما يسمح بالقول:

$$a = \mathcal{F}^{-1}\{\mathcal{F}\{a\}\} \qquad and \qquad A = \mathcal{F}\{\mathcal{F}^{-1}\{A\}\}$$

إنّ الصيغَ المعيّنةَ لِلتَّحَوُّل ذهاباً وإياباً بين المجالِ المكانيِ ومجالِ الترددَ مُعطاة اسفلا.

في فضاء 2D مستمر:

للأمام - $$A(u,v) = \int_{-\infty}^{+\infty}\int_{-\infty}^{+\infty} a(x,y)e^{-j(ux+vy)}dxdy$$

المعكوس - $$a(x,y) = \frac{1}{4\pi^2}\int_{-\infty}^{+\infty}\int_{-\infty}^{+\infty} A(u,v)e^{+j(ux+vy)}dudv$$

في فضاء2D منفصل:

للأمام - $$A(\Omega,\Psi) = \sum_{m=-\infty}^{+\infty}\sum_{n=-\infty}^{+\infty} a[m,n]e^{-j(\Omega m+\Psi n)}$$

المعكوس - $$a[m,n] = \frac{1}{4\pi^2}\int_{-\pi}^{+\pi}\int_{-\pi}^{+\pi} A(\Omega,\Psi)e^{+j(\Omega m+\Psi n)}d\Omega d\Psi$$

خصائص تحويلات فورييرِ

هنالِكَ العديد من الخصائص المرتبطة بتحويل فورييرِ وتحويل فورييرِ المعكوسِ. نعرض هنا البعض الأكثر علاقةِ بمعالجة الصورةِ الرقميةِ.

- تحويل فورييرِ، عُموماً ، وظيفة معقّدة مِنْ متغيّراتِ الترددِ الحقيقيةِ. في حد ذاته التحول يُمْكِنُ أَنْ يُكْتَبَ من ناحية مقدارِه ومرحلتِه.

$$A(u,v) = |A(u,v)|e^{j\varphi(u,v)} \qquad A(\Omega,\Psi) = |A(\Omega,\Psi)|e^{j\varphi(\Omega,\Psi)}$$

- الإشارة ثنائية الابعاد يُمْكِنُ أيضاً أَنْ تكون مركّبةَ وتكْتبُ من ناحية مقدارِها ومرحلتِها.

$$a(x,y) = |a(x,y)|e^{j\vartheta(x,y)} \qquad a[m,n] = |a[m,n]|e^{j\vartheta[m,n]}$$

- إذا كانت الإشارة ثناية الابعاد حقيقيةُ، فإن تحويل فوريير لَهُ تناظرُ مُتَأَكَّدُ.

$$A(u,v) = A^*(-u,-v) \qquad A(\Omega,\Psi) = A^*(-\Omega,-\Psi)$$

- الرمز (*) يُشيرُ إلى الإقترانِ المعقّدِ. للإشاراتِ الحقيقيةِ المساوة تقود مباشرة إلى:

$$|A(u,v)| = |A(-u,-v)| \qquad \varphi(u,v) = -\varphi(-u,-v)$$
$$|A(\Omega,\Psi)| = |A(-\Omega,-\Psi)| \qquad \varphi(\Omega,\Psi) = -\varphi(-\Omega,-\Psi)$$

- إذا كانت الإشارة ثناية الابعاد حقيقيةُ ومتعادلة، فإن تحويل فوريير حقيقيُ ومتعادل.

$$A(u,v) = A(-u,-v) \qquad A(\Omega,\Psi) = A(-\Omega,-\Psi)$$

- تحويلات فورييه وتحويلات فورييه المعكوسة هي عملياتَ خطيّةَ.

$$\mathcal{F}\{w_1a + w_2b\} = \mathcal{F}\{w_1a\} + \mathcal{F}\{w_2b\} = w_1A + w_2B$$
$$\mathcal{F}^{-1}\{w_1A + w_2B\} = \mathcal{F}^{-1}\{w_1A\} + \mathcal{F}^{-1}\{w_2B\} = w_1a + w_2b$$

حيث a و b إشارات (صور) ثنائية الابعاد وw 1 وw 2 ثوابتَ معقّدةَ إعتباطيةَ.

- تحويل فورييه في الفضاءِ المنفصلِ، ($A(\Omega,\Psi)$، دوريُ في كلا Ω و Ψ. كلتا الفترات تبلغ 2π.

$$A(\Omega + 2\pi j, \Psi + 2\pi k) = A(\Omega, \Psi) \qquad j, k \;\; \text{integers}$$

- الطاقة، E ، في الإشارة يُمْكِنُ أَنْ تُقاسَ أمّا في المجالِ المكاني أَو في مجالِ الترددَ. لإشارة مع الطاقةِ المحدودةِ:

نظرية Parseval لفضاء ثنائي الابعاد مستمر:

$$E = \int_{-\infty}^{+\infty}\int_{-\infty}^{+\infty} |a(x,y)|^2 \, dxdy = \frac{1}{4\pi^2}\int_{-\infty}^{+\infty}\int_{-\infty}^{+\infty} |A(u,v)|^2 \, dudv$$

نظرية Parseval لفضاء ثنائي الابعاد منفصل :

$$E = \sum_{m=-\infty}^{+\infty}\sum_{n=-\infty}^{+\infty} |a[m,n]|^2 = \frac{1}{4\pi^2}\int_{-\pi}^{+\pi}\int_{-\pi}^{+\pi} |A(\Omega,\Psi)|^2 \, d\Omega d\Psi$$

"طاقةِ الإشارةِ" هذه   لَنْ تُشوّشَ بالطاقةِ الطبيعيةِ في الظاهرةِ التي أنتجتْ الإشارةَ. إذا، على سبيل المثال، القيمة $a[m,n]$ تُمثّلُ إحصاء الفوتونِ، ثمّ ان الطاقة الطبيعية نسبيةُ إلى مدى الاشارة ، a، ولَيس الى مربعَ المدى. هذه عموماً هي الحالةُ في تصوير الفيديو.

- معطىَ ثلاثة، إشارات متعددة الأبعاد a, b, c وتحويلات فورييه الخاصة بهم هي A, B, C:

$$c = a \otimes b \quad \overset{\mathcal{F}}{\leftrightarrow} \quad C = A \bullet B$$

and

$$c = a \bullet b \quad \overset{\mathcal{F}}{\leftrightarrow} \quad C = \frac{1}{4\pi^2} A \otimes B$$

بإختصار، الإلتواء في المجالِ المكاني مكافئُ إلى عملية الضربِ في   مجال (تردد) فورييه والعكس صحيح. هذه النتيجة المركزية التي تُزوّدُ لَيس فقط بمنهجية لتطبيقِ إلتواء لكن أيضاً بـنظرة وفهم إلى كيفيةَ تفاعلُ الإشارتان مَع بعضهم البعض -- تحت الإلتواءِ -- لإنْتاج إشارة ثالثة. نحن سَنقوم بإستعمال شامل من هذه النتيجةِ لاحقاً.

- إذا الإشارة ثنائية الأبعاد a (x ,y) مَقاسة في الإحداثيات المكانيةِ فإن:

$$\text{If} \quad a(x,y) \;\rightarrow\; a(M_x \bullet x, M_y \bullet y)$$
$$\text{Then} \quad A(u,v) \;\rightarrow\; A\left(u/M_x, v/M_y\right) \Big/ |M_x \bullet M_y|$$

- إذا الإشارة ثنائية الأبعاد a (x ,y) عِنْدَها طيفُ فورييه A(u ,v) فإن:

$$A(u=0,v=0)=\int_{-\infty}^{+\infty}\int_{-\infty}^{+\infty}a(x,y)dxdy$$

$$a(x=0,y=0)=\frac{1}{4\pi^2}\int_{-\infty}^{+\infty}\int_{-\infty}^{+\infty}A(u,v)dxdy$$

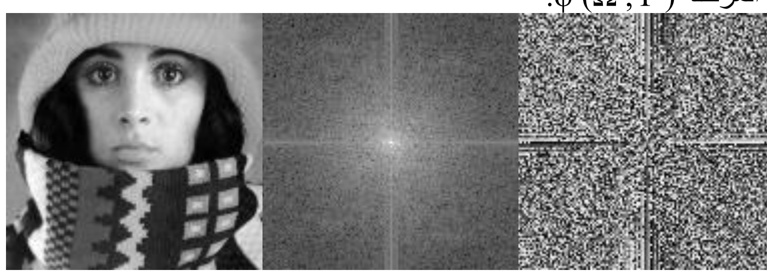
- إذا الإشارة ثنائية الأبعاد a (x ,y) عِنْدَهاُ طيفُ فوريير A (u ,v) فإن:

$$\frac{\partial a(x,y)}{\partial x} \overset{F}{\leftrightarrow} juA(u,v) \qquad \frac{\partial a(x,y)}{\partial y} \overset{F}{\leftrightarrow} jvA(u,v)$$

$$\frac{\partial^2 a(x,y)}{\partial x^2} \overset{F}{\leftrightarrow} -u^2A(u,v) \qquad \frac{\partial^2 a(x,y)}{\partial y^2} \overset{F}{\leftrightarrow} -v^2A(u,v)$$

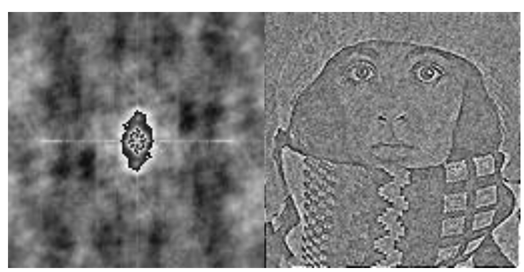
أهمية المرحلةِ والمقدار

تُشيرُ المعادلةُ بأنّ تحويلَ فوريير لصورةِ يُمكنُ أنْ يَكُونَ معقّدَ. هذا مُوضح اسفلا في الصور رقمِ 5 a c. الصورة رقم 5 a تظهر الصورةَ الأصلية a [m ,n]، تظهر 5 b المقدار في شكل مَقيس ك log(|A(Ω ,Ψ)|)، ورقم 5 c المرحلة φ (Ω ,Ψ).



الرسم رقم 5 a ، b ، c

كل من وظائف (دوال) المقدار و المرحلةَ ضرورية لإعادةِ البناء الكاملةِ لصورةِ مِنْ تحويل فوريير. رقم 6 a توضح ما يَحْدثُ عندما الرسم رقمَ 5 a مُعَادُ فقط على أساس المعلوماتِ والصورة رقمِ المقدارَ 6 b توضح ما يَحْدث عندما رقمَ 5 a مُعَادةُ فقط على أساس معلوماتِ المرحلةَ.



الرسم رقم 6 a ، b

لا معلوماتِ المقدارَ ولا معلوماتِ المرحلةَ كافيةُ لإعادة الصورةِ. معلومات المقدار فقط موضحة بالصورة (رقم 6 a) مستحيلة التمييزُ ولَها مشاكلُ المدى الديناميكيِ الحادّةِ. معلومات المرحلة فقط موضحة بالصورة (رقم 6 b) بالكاد يمكن تمييزُها، و ذلك، بسبب التخفيضَ الشّدِّيد في النوعيةِ.

إشارات متماثلة بشكل دائري

الإشارة الإعتباطية ثنائية الابعاد (a (x ,y يُمْكِنُ أَنْ نكْتب دائماً في نظام إحداثيات قطبي a(r, Q).عندما الإشارة ثنائية الابعاد تَعْرضُ تناظر دائري هذا يَعْني ان:

$$a(x,y) = a(r,\theta) = a(r)$$

حيث $r^2 = x^2 + y^2$ و $\tan Q = y/x$. كعدد مِنْ الأنظمةِ الطبيعيةِ مثل العدساتِ التي تَعْرضُ تناظرَ دائريَ، وهذا مفيدُ لِكي نكُونَ قادرين على حِساب تمثيلَ فورييِر ملائم.
تحويل فورييِر A(u , v) يُمْكِنُ أَنْ يُكْتَبَ في الاحداثيات القطبيةِ (ξ_r,ω) A وبعد ذلك، لإشارة متماثلة بشكل دائري، يعادَ كتابته كتحويل ankel:

$$A(u,v) = \mathcal{F}\{a(x,y)\} = 2\pi\int_0^\infty a(r)J_o(\omega_r r)r\,dr = A(\omega_r)$$

حيث أنَّ $\omega_r^2 = u^2 + v^2$ and $\tan\xi = v/u$ و $J_o(*)$ دالة Bessel للنوعِ الأولِ مِنْ طلبِ صفر.
تحوّيل ankel المعكوس مُعطى مِن قِبل:

$$a(r) = \frac{1}{2\pi}\int_0^\infty A(\omega_r)J_o(\omega_r r)\omega_r\,d\omega_r$$

إنّ تحويل فورييرَ للإشارة ثنائية الابعاد المتماثلة بشكل دائري ، هو دالة فقط للترددِ الشعاعي ، ω_r. الإعتماد على الترددِ الزاوي، ξ، تلاشى. إذا $a(x,y) = a(r)$ حقيقيةٌ، فإنه آلياً يتساوى بسبب التناظر الدائريِ. طبقاً للمعادلةِ، $A(\omega_r)$ سَيَكُونُ حقيقي ومتساو.

أمثلة عن الإشارات الثنائية الابعاد والتحويلات
أدرجْ في الجدول رقم 4 بَعْض الإشاراتِ الأساسيةِ والمفيدةِ و تحويلات فورييِر الخاصة بهم. عند إستعمال مداخلاتِ الجدول في بقيّةِ هذا الفصلِ سَنُشيرُ إلى تعبير المجالِ المكاني كوظيفة إنتشارِ النقطةَ (PSF) أَو الوَدّ النبضي ثنائي الابعاد وتحويلات فورييرِ الخاصة به كدالة النقلِ البصريةِ (OTF) أَو ببساطة دالة التّحوّلُ. إشارتان قياسيتان إستعملتَا في هذا الجدول $u(*)$، وظيفة خطوةِ الوحدةَ، و $J_1(*)$ ، وظيفة Bessel للنوعِ الأولِ. الإشارات المتماثلة بشكل دائري تَعتبرُ دوال لـ r. .

الإحصائيات

إستعمال أوصافَ إحصائيةَ بسيطةَ للصورِ والصورِ الثانويةِ في معالجة الصور شائع جدا. إنّ فكرةَ الإحصاء مرتبطة بمفهومِ توزيع الإحتمالاتِ، عموماً توزيع سعاتِ الإ شارات. لمنطقة مُعطاة -- والتي من المعقول أَنْ تكُونَ كامل الصورةِ -- نحن يُمْكِنُ أَنْ نُعرّفَ وظيفةَ توزيعِ إحتمالَ السطوعِ في تلك المنطقةِ ووظيفةِ سعة إحتمالَ السطوعِ في تلك المنطقةِ. نحن سَنَفترضُ في المُناقشةِ التي تَلي بأنّنا نَتعاملُ مع صور رقمية a [m ,n].

وظيفة توزيعِ إحتمالاتِ السطوعِ

إنّ وظيفةَ توزيعِ الإحتمالاتِ، P(a)، هي الإحتمالُ بأن السطوع المختارَ مِنْ المنطقةِ أقل مِنْ أَو مساوي لقيمة السطوع المعطىَ a. كزيادات مِنْ ∞- إلى ∞+ ، P(a) تزيد مِنْ 0 إلى 1. P(a) رتيبة، لاتتناقص في a وهكذا $dP/da >= 0$.

وظيفة سعة إحتمالِ السطوع
إحتمال ان يقع السطوع في منطقة بين a و a+ Δa، معطىَ بدالة توزيعِ الإحتمالَ P(a)، يُمْكِنُ أَنْ يُبدو ك aΔp (a) حيث أنَّ(p (a وظيفةَ سعة (كثافةِ) الإحتمالَ:

$$p(a)\Delta a = \left(\frac{dP(a)}{da}\right)\Delta a$$

T.1 *Rectangle*	$\left(\frac{\sin(2\pi a f_x)}{\pi a f_x}\right)\left(\frac{\sin(2\pi b f_y)}{\pi b f_y}\right)$	$\overset{F}{\leftrightarrow}$	$R_{a,b}(x,y) = \frac{1}{4ab}u(a^2-x^2)u(b^2-y^2)$
T.2 *Pyramid*	$\left(\frac{\sin(2\pi a f_x)}{\pi a f_x}\frac{\sin(2\pi b f_y)}{\pi b f_y}\right)^2$	$\overset{F}{\leftrightarrow}$	$R_{a,b}(x,y)\otimes R_{a,b}(x,y)$
T.3 *Pill Box*	$2\frac{J_1(2\pi a f)}{\pi a f}$	$\overset{F}{\leftrightarrow}$	$P_a(r) = \frac{u(a^2-r^2)}{\pi a^2}$
T.4 *Cone*	$4\left(\frac{J_1(2\pi a f)}{\pi a f}\right)^2$	$\overset{F}{\leftrightarrow}$	$P_a(r)\otimes P_a(r)$
T.5 Airy PSF	$\frac{2}{\pi}\left(\cos^{-1}\left(\frac{f}{f_c}\right)-\left(\frac{f}{f_c}\right)\sqrt{1-\left(\frac{f}{f_c}\right)^2}\right)u\left(f_c^2-f^2\right)$	$\overset{F}{\leftrightarrow}$	$PSF(r) = \frac{1}{\pi}\left(\frac{J_1(\omega_c r/2)}{r}\right)^2$
T.6 Gaussian	$G_{2D}(f,\sigma) = \exp\left(-2\pi^2 f^2\sigma^2\right)$	$\overset{F}{\leftrightarrow}$	$g_{2D}(r,\sigma) = \frac{1}{2\pi\sigma^2}\exp\left(-\frac{r^2}{2\sigma^2}\right)$
T.7 Peak	$\frac{1}{f}$	$\overset{F}{\leftrightarrow}$	$\frac{1}{r}$
T.8 Exponential Decay	$2\pi a\Big/\left(\omega^2+a^2\right)^{3/2}$	$\overset{F}{\leftrightarrow}$	e^{-ar}

الجدول رقم 4: صور ثنائية الابعاد وتحويلات فوريير الخاصة بها

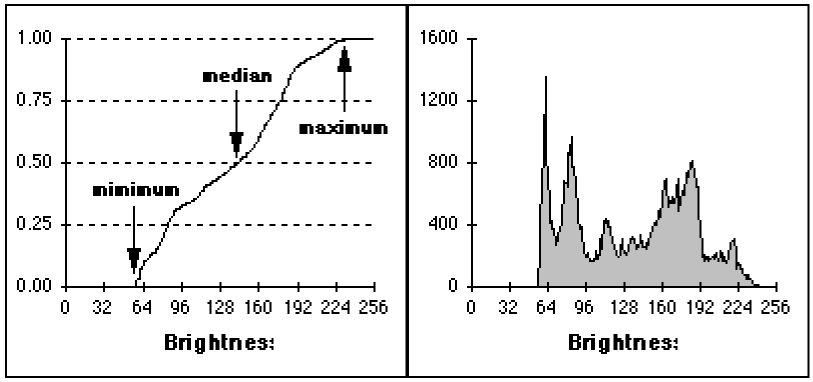
بسبب الرتابة، وخاصية عدم تناقُص P(a) عِنْدَنا ذلك:

$$p(a) \geq 0 \quad \text{and} \quad \int_{-\infty}^{+\infty} p(a)da = 1$$

لصورةٍ بقيمةٍ ثابتة (عدد صحيح) لسعات السطوع، تفسير Δa هو عرضُ فترةِ السطوع. نَفترضُ ان فتراتَ العرضِ ثابتةِ. إنّ دالة سعة إحتمالِ السطوعَ تُخَمّنُ كثيراً بحِساب عددِ المرات التي يَحْدثُ كُلّ سطوع في المنطقةِ لتَوليد رسم بياني إحصائي ، $h[a]$. الرسم البياني الإحصائي يُمْكِنُ أَنْ يعدل بحيث تكون المنطقة الكليّة تحت الرسم البياني الإحصائي مساوية لـ 1. بمعنى آخر ، $p[a]$ لمنطقة هي الإحصاءُ المُعدل لعددِ نقاطِ الشاشة، Λ، في المنطقة التي ثَبّتَ فيها قيم السطوعَ:

$$p[a] = \frac{1}{\Lambda}h[a] \quad \text{with} \quad \Lambda = \sum_a h[a]$$

إنّ دالة توزيعِ إحتمالِ السطوعَ للصورةِ الموضحة في الصورة رقمِ 5a توضح في الصورة رقمِ 7a. مخطط السطوعِ الإحصائي (الغير مُعدل) للرسم رقمِ 4 a الذي يعتبر نسبيُ إلى دالة سعة إحتمالِ السطوعِ المُخَمَّنةِ موضح في الوسم رقمِ 7 b. الإرتفاع في هذا الرسم البياني الإحصائي يُقابلُ عددَ نقاطِ الشاشة مَع السطوعِ المُعطى.



(a) (b)

الرسم 7: (a) دالة توزيعِ سطوعِ الرسم رقمِ 4 a بالإشارة الى القصوى والمتوسطةِ والدنيا. (b) مخطط السطوعِ الإحصائي للرسم رقمِ 4 a.

كل من دالة التوزيعَ والرسم البياني الإحصائي كمقاييس مِنْ المنطقة هما وصف إحصائي لتلك المنطقةِ. يجب أنْ يُؤَكِّدَ بأنّ كلتا P[a] وp [a] يَجِبُ أَنْ يُنْظَرَا كتخمينات التوزيعاتِ الحقيقيةِ عندما يُحْسَبون مِنْ منطقة معيّنة. عليه، سنَنْظُرُ الى الصورةَ و المنطقة المعيّنة كعنصر واحد مِنْ إدراكِ العملياتِ العشوائيةِ المُخْتَلِفةِ المشتركة في تشكيلِ تلك الصورةِ وتلك المنطقةِ. في نفس السياقِ، الإحصائيات المعرّفة أسفلا يجب أنْ تُنْظَرَ كتخمينات العوامل التحتيةِ.

المعدل

إنّ السطوعَ المتوسطَ لمنطقة مُعَرَّف كمتوسط عيّنةَ سطوعِ نقطةَ الشاشة ضمن تلك المنطقةِ. إنّ معدلَ السطوعِ ، m_a ، على نقاطِ الشاشة Λ ضمن منطقة ($\Re$) مُعطى مِن قِبل:

$$m_a = \frac{1}{\Lambda} \sum_{(m,n)\in\Re} a[m,n]$$

بدلاً عن ذلك، نحن يُمْكِنُ أَنْ نَستعملَ صياغة مستندة على (غير مُعدل) مخطط السطوعِ الإحصائي ، $h(a) = \Lambda * p(a)$ بقِيَمِ السطوعِ المنفصلةِ a. هذا يَعطي:

$$m_a = \frac{1}{\Lambda} \sum_{a} a \bullet h[a]$$

إنّ السطوعَ المتوسطَ ، m_a ، هو تخمينُ السطوعِ المتوسطِ ، u_a ، مِنْ توزيعِ إحتمالِ السطوعِ التحتي.

الإنحراف المعياري

إنّ التخمينَ الغير متحيّزَ للإنحراف المعياري ، s_a ، للسطوعِ ضمن المنطقة ($\Re$) بنقاطِ الشاشة يُدْعَى إنحراف العيّنةَ المعياري ومُعطيةُ مِن قِبل:

$$s_a = \sqrt{\frac{1}{\Lambda - 1} \sum_{m,n\in\Re} \left(a[m,n] - m_a\right)^2}$$

$$= \sqrt{\frac{\sum_{m,n\in\Re} a^2[m,n] - \Lambda m_a^2}{\Lambda - 1}}$$

إستعمال صياغةِ الرسم البياني الإحصائي يَعطي:

$$s_a = \sqrt{\frac{\left(\sum_a a^2 \bullet h[a]\right) - \Lambda \bullet m_a^2}{\Lambda - 1}}$$

إنّ الإنحراف المعياري ، s_a ، هو تخمينُ σ_a مِنْ توزيعِ إحتمالِ السطوعِ التحتي.

عامل الإختلافِ

إنّ عاملَ الاختلاف الهلا أبعادَ ، CV ، مُعَرَّفُ ك:

$$CV = \frac{s_a}{m_a} \times 100\%$$

الوحدة الإحصائية

الوحدة الإحصائية p% لتوزيعِ سطوعِ غيرِ مُثَبَّت هي قيمةِ مُعَرَّفةُ كقيمةِ السطوعِ a على النحو التالي:

$$P(a) = p\%$$

أَو بشكل مكافئ

$$\int_{-\infty}^{a} p(\alpha)d\alpha = p\%$$

ثلاث حالاتِ خاصّةِ تَستعملُ كثيراً في معالجة الصور الرقميةِ.

- 0% الحَدّ الأدنى للقيمة في المنطقةِ
- 50% القيمة المتوسطة في المنطقةِ
- 100% الحَدّ الأقصى للقيمة في المنطقةِ

كُلّ واحدة مِنْ هذه القِيَم الثلاثةِ يُمْكِنُ أَنْ تُقرّرَ مِنْ الوسم رقمِ 7 a.

النمط

إنّ نمطَ التوزيعِ هو قيمةُ السطوعِ الأكثر تكراراً. ليس هناك ضمان بأننا سنجد نمطا ما أَو بأنّه فريدُ بحال وجد.

نسبة الإشارة للضجيج (اشارة/ضجيج)

نسبة الإشارة للضجيج، SNR ، يُمكنُ أَنْ يَأْخُذَ عِدّة تعاريف. إنّ الضوضاءَ مُمَيَّزةُ بإنحرافها المعياري ، s_n.
خصائص الإشارةِ يُمْكِنُ أَنْ تَختلفَ. إذا الإشارةِ تُعْرَفُ للوَقوْع بين الحدّين ، $a_{min} <= a <= a_{max}$ ، فإن SNR
مُعَرَّفُ ك:

الإشارة المحدودة -

$$SNR = 20\log_{10}\left(\frac{a_{max} - a_{min}}{s_n}\right) \ dB$$

إذا الإشارةِ لَمْ تُعرف لكن لَها توزيع إحصائي فإن تعريفان آخران يعطيان:

إشارة إحصائية - $S\ \&\ N$ تابع وسطي $$SNR = 20\log_{10}\left(\frac{m_a}{s_n}\right)\ dB$$

$S\ \&\ N$ مستقل $$SNR = 20\log_{10}\left(\frac{s_a}{s_n}\right)\ dB$$

حيث m_a و s_a مُعَرَّف بالاعلى.

إنّ الإحصائياتَ المُخْتَلِفةَ معطاة في الجدول رقم 5 للصورةِ والمنطقةِ في الرسم رقمِ 8.

Statistic	Image	ROI
Average	137.7	219.3
Standard Deviation	49.5	4.0
Minimum	56	202
Median	141	220
Maximum	241	226
Mode	62	220
SNR (db)	NA	33.3

الرسم رقم 8. الجدول رقم 5 . المنطقةِ داخلُ الدائرةِ. إحصائيات مِنْ الرسم رقمِ 8

حساب SNR لكامل الصورةِ المستندة على المثال لَيسَ متوفرَ مباشرة. الإختلافات في سطوعِ الصورةَ التي تؤدّي إلى القيمةِ الكبيرةِ (s =49.5) لَيستْ، عُموماً، مطلوبة للضجيج لكن إلى الإختلافِ في المعلوماتِ المحليّةِ. بمساعدة المنطقة هناك طريق لتَخمين SNR. نحن يُمْكِنُ أَنْ نَستعملَ $\Re s$ (=4.0) والمدى الديناميكي ، $a_{max} - a_{min}$ ، للصورةِ (=241-56) لحِساب SNR الكلي (=33.3 dB). إنّ الفرضياتَ التحتيةَ هي:

- الإشارة ثابتةُ تقريباً في تلك المنطقةِ والإختلافِ في المنطقةِ لذا الضجيج مستحق،،
- الضوضاء نفسها على كامل الصورةِ مَع إنحراف معياري معطى مِن قِبلِ $s_n = \Re s$.

تمثيل المحيط

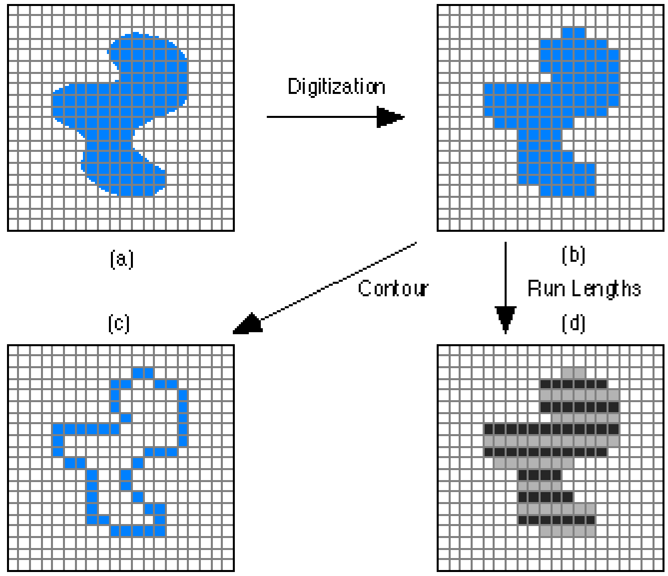
عندما نتعاملُ مع منطقة أَو جسم، عِدّة تمثيلات محكمة متوفرة والتي يُمْكِنُ أَنْ تُسهّلَ التعامل مع مقاييسِ الجسمِ. في كُلّ حالة نَفترضُ بأنّنا نَبْدأُ بتمثيلِ صورةِ الجسمِ كما هو معروض في الرسم رقمِ 9 a ,b. a. توَجدُ عِدّة تقنيات لتَمْثيل المنطقةِ أَو الجسم بوَصْف محيطها.

رمز السلسلةِ

هذا التمثيلِ مستند على عملِ فريمان. نتبع المحيطَ بإتجاه عقرب الساعة و نحافظ على مسار الإتّجاهاتَ كلما انطلقنا من نقطة على المحيطِ لآخرى. للتطبيقِ القياسي لرمزِ السلسلةَ نَعتبرُ نقطة محيطِ من نقط محيط الجسمِ التي لَها اقل عدد جوار من ضمن الجسم مِنْ جيرانها المُرتَبِطينِ الاربعة (او الثمانية). شاهدْ الرسم رقمِ 9 a c.

الرموزُ المرتبطةُ بثمانية إتّجاهاتِ محتملةِ هي رمز السلسلةَ ، ومَع x كموقع حالي لنقطةِ المحيط، الرموز تُعرّفُ عموماً ك:

$$Chain\ codes = \begin{matrix} 3 & 2 & 1 \\ 4 & x & 0 \\ 5 & 6 & 7 \end{matrix}$$



الرسم 9: منطقة (مُظَلَّلة) كما هي تُحوّلُ مِنْ (a) مستمرة إلى (b) شكل منفصل (ثابت) وبعد ذلك تعطي(c) المحيط

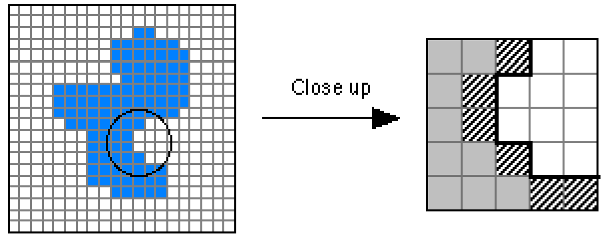
خصائص رمزِ السلسلةِ

- رموز زوجية {0,2,4,6} تقُابلُ الإتّجاهاتَ الأفقيةَ والعامودية؛ الرموز المفردة {1,3,5,7} تقُابلُ الإتّجاهاتَ القطريّةَ.
- كُلّ رمز يُمْكِنُ أَنْ يُعتَبرَ كالإتّجاه الزاوي، من مضاعفاتِ الزاوية 45 ، ونحن يَجِبُ أَنْ نَتحرّكَ للذِهاب من نقطة محيطِ لآخرى.
- الإحداثيات المُطلقَ [m ,n] لنقطةِ المحيطِ الأولى (ومثال على ذلك: - قمة ، الجهة اليسرى) سوية مع رمزِ سلسلةَ المحيطِ تمُثّلُ وصفَ كامل لمحيطِ المنطقةِ الثّابت.
- عندما يكون هناك تغيير بين رمزي سلسلةِ متتاليينِ، فإن المحيط يغيّرَ إتّجاهه. هذه النقطةِ تعُرَّف كزاوية.

رمز الشَقِّ

يستخدم كبديل لرمزِ السلسلةَ لتَرميز المحيطِ ، لايعتمد فقط على النقاط المرتبط بمحيطَ بالجسمِ ولا المرتبطة بالخلفيةِ لكن بالأحرى الخَطَّ، "الشَقّ"، في الوسط. هذا مُصَوَّرُ بتوسيعِ جزء مِنْ الرسم رقمِ 9 في الرسم رقمِ 10. رمز "الشَقَّ" يُمْكِنُ أَنْ يُنْظَرَ كرمز سلسلةِ بأربعة إتّجاهاتِ محتملةِ بدلاً مِنْ ثمانية.

$$\textit{Crack codes} = \begin{array}{ccc} & 1 & \\ 2 & x & 0 \\ & 3 & \end{array}$$



(a) (b)

الرسم 10: (a) (b) نقاط المحيطِ كما في رمز السلسلةَ مُظلّلُ. إنّ "الشَقَّ" يُميز بالخَطِّ الأسودِ السميكِ.

إنّ رمزَ السلسلةَ للقسمِ المكبّرِ للرسم رقمِ b 10، من الأعلى إلى الأسفل، {5,6,7,7,0}. إنّ رمزَ الشَقَّ {3,2,3,3,0,3,0,0}.

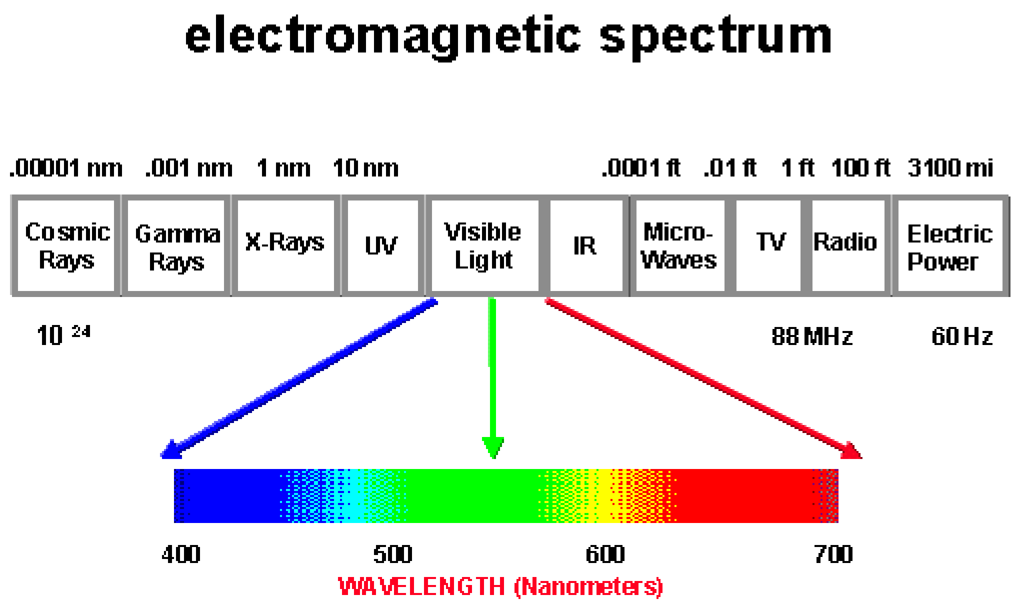
رموز المجرى

تمثيل ثالث مستند على ترميز النقاطِ المتتاليةِ على طول صفّ -- مجرى -- التي تَنتمي إلى الجسمِ المراد تحديد محيطه بإعْطاء الموقعِ البادئِ للمجرى وموقعِ النهايةِ. مثل هذه المجرى مُوضح في الرسم رقمِ 9 d. هناك عدد مِنْ البدائلِ للتعريفِ الدقيقِ للمواقعِ. البديل الذي يَجِبُ أَنْ يُستَعملَ يَعتمدُ على التطبيقِ.

هناك الكثير من التحويلات الاخرى المفيدة بشكل كبير لمعالجة الصور مثل : التحويلات الجيبية، تحويلات جيب التمام، تحويلات أدامارا (Adamara) ، تحويلات Hara ....الخ. نظرا للتقيد بحجم معين للكتاب، ولحجم هذه التحويلات الكبير، اكتفيت بمناقشة واحدة من هذه التحويلات (Fourier) بالتفصيل وتسمية الباقية منها لتنبيه القارئ لها ولإهميتها. يمكن العودة للمراجع لمعرفة كافة التفاصيل عن هذه التحويلات ومجالات وطرق استخدامها في انظمة المعالجة والتمييز.

اللون

الفَهْم الحديث للونِ نَشأَ بعد إكتشافِ الطبيعةِ الطيفيةِ للضوءِ مِن قِبل نيوتن في 1600. افترض نيوتن الضوء كجدول الجزيئاتِ. وضحت تجاربه مع الموشوراتِ بأنّ الضوءِ الأبيضِ يُمْكِنُ أَنْ يُقسّمَ إلى الألوانِ الفرديةِ. علاوة على ذلك، لاحظَ ان الضوءِ بالألوانِ المختلفةِ له قابلية مختلفة للإنكسار . الضوء الأزرق ينكسرُ أكثر مِنْ الضوء أحمر، على سبيلِ المثال، عندما يَمْرُّ من الهواءِ إلى وسط يكسر الضوء مثل الموشور. نَعْرفُ الآن بأنّ تجاربَ نيوتن المشهورة بَيّنتْ بأنَّ الضوء يملك طاقةِ أطوالِ موجات مختلفةِ.
إنّ العينَ حسّاسةُ إلى حزمة واسعة مِنْ أطوالِ الموجة بالمدى التقريبيِ 350-750 nm. يُمثّلُ الطيفُ المرئيُ فقط جزء صغير مِنْ الطيفِ الكهرومغناطيسي الكاملِ. ضمن الطيفِ المرئي بَعْض أطوالِ الموجة تُسبّبُ بَعْض الأحاسيسِ البصريةِ. على سبيل المثال، أطوال الموجة الأقصر محسوسة لِكي تَكُونَ بنفسجيةَ وزرقاءَ. من المهم، على أية حال، لفَهْم ان إستعمالِ مصطلح مثل الضوءِ الأزرقِ للراحةِ فقط وبِأَنَّ هذا الإستعمالِ لَمْ يعطى لمُنَاقَضَة الحقيقة بأنّ اللونَ يحلل فقط في العقلِ.



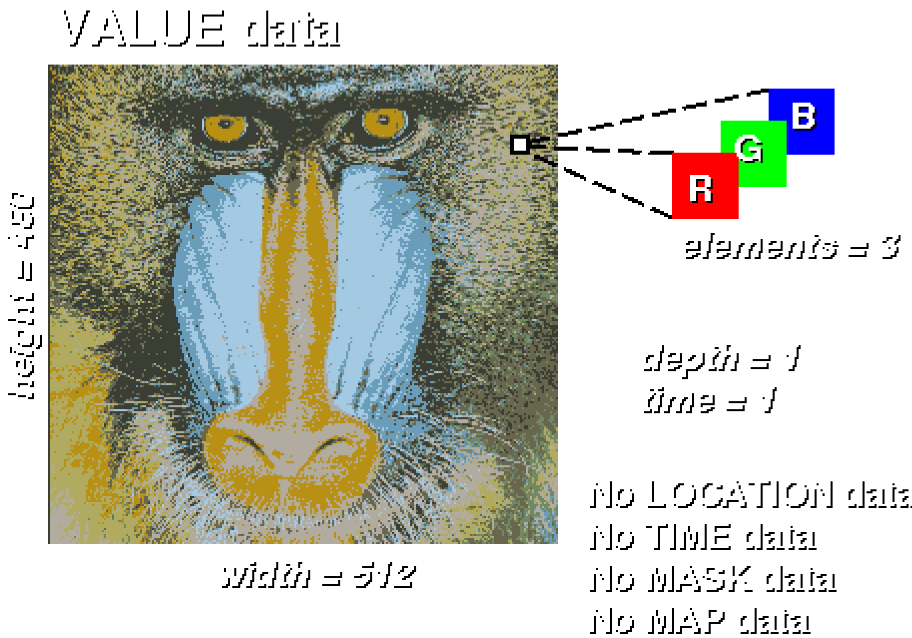
الطيف الكهرومغناطيسي للضوء

اللون يَلْعبُ دور مهم جداً في تحليلِ الصورةِ خاصة عندما يستعملِ كواصف للأجسام في الصورة. الصورة الملونةِ، مَعروفة كذلك بصورة الألوانِ الحقيقيةِ، لَها ثلاث حزم مختلفةِ (R = احمر، G = أخضر، B = أزرق)، واحدة لكلّ لونِ.

نماذج اللونِ

نموذج اللونِ هو تمثيل فريد ثلاثي الابعاد للون. هناك نماذج الوان مختلفة، على سبيل المثال، نموذج اللونَ RGB مستعملُ في تطبيقاتِ الأجهزةِ مثل شاشات الكمبيوتر ، آلات التصوير و النواسخ الضوئية، نموذج اللونِ CMY مستعملُ في الطابعاتِ الملونةِ، ونموذج YIQ في البث التلفزيوني. في معالجة الصورِ الملونةِ، يكثر إستعمال النموذجان HLS وHSV.

تعرض اسفلا صورةُ RGB وتركيب بياناتِها. كُلّ نقطة لَها ثلاثة مكوّنات: المكوّنات الزرقاء والخضراء والحمراء، التي اذا جمعت سوية يُمْكِنُ أَنْ تُولّدَ أغلب الألوانِ الموجودةِ.



صورة لونِ RGB وتمثيلِها في نموذجَ بياناتِ متعدد الاشكال.

كُلّ لون يُمكنُ أَنْ يَكُونَ نقطة في نموذجِ مكعب اللونِ RGB. الأحمر، الأخضر والأزرق المعروفةبالألوانِ الأساسيةِ. هذه الألوانِ يُمْكِنُ أَنْ تُضافَ لإنْتاج الألوانِ الثانويةِ كالتالي:

قرمزي = أحمر + أزرق

سماوي = أخضر + أزرق

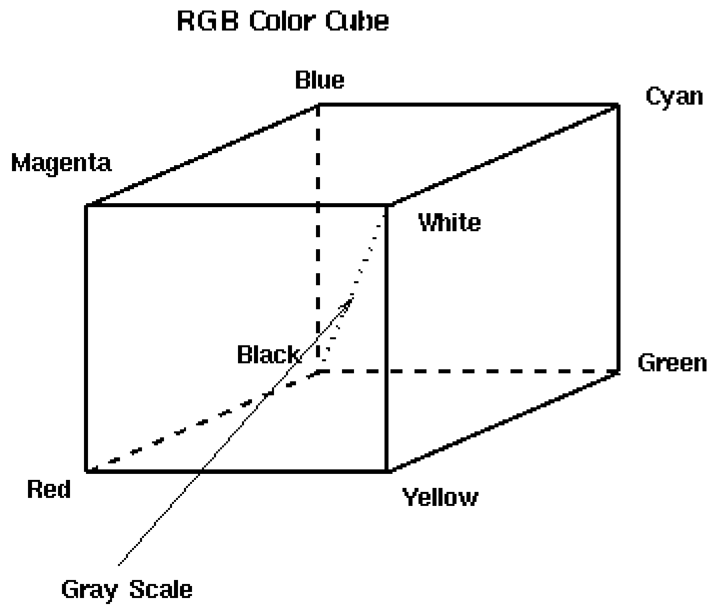
أصفر = أحمر + أخضر

المجموعات المحتملة الأخرى:

أبيض = أزرق (أساسي) + أصفر (ثانوي)

أبيض = أخضر (أساسي) + قرمزي (ثانوي)

أبيض = حمراء (أساسي) + سماوي (ثانوي)



نموذج مكعب اللونُ RGB

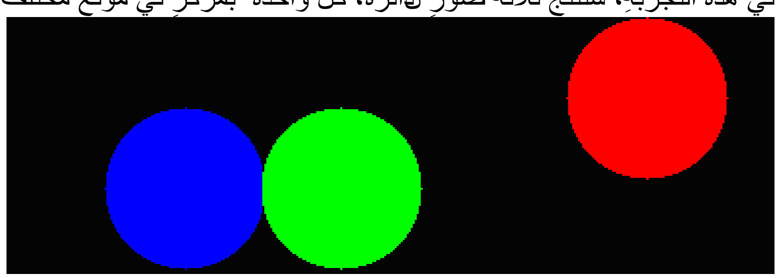
نموذج CMY ونماذج اللونِ YIQ مكتسبة مِنْ نموذجِ اللونِ RGB بإداء التحويلاتِ التاليةِ:

$$\begin{vmatrix} C \\ M \\ Y \end{vmatrix} = \begin{vmatrix} 1 \\ 1 \\ 1 \end{vmatrix} - \begin{vmatrix} R \\ G \\ B \end{vmatrix} \qquad \begin{vmatrix} Y \\ I \\ Q \end{vmatrix} = \begin{vmatrix} 0.299 & 0.587 & 0.114 \\ 0.596 & -0.275 & -0.321 \\ 0.212 & -0.523 & 0.311 \end{vmatrix} \begin{vmatrix} R \\ G \\ B \end{vmatrix}$$

a) تحويل RGB إلى CMY؛ b) تحويل RGB إلى YIQ

التعامل مع صور RGB
نقاط الصور الملونةِ التي تَستعملُ نموذجَ RGB لَها ثلاثة مكوّناتِ، أحمر، أخضر وأزرق. نحن يُمْكِنُ أَنْ نَرى صورة RGB مكونة مِنْ ثلاث طبقات، واحدة لكُلّ مكوّن.

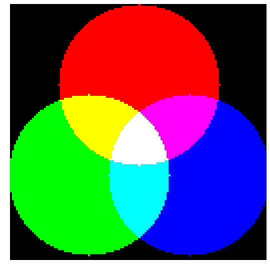
خَلْق صورة RGB
في هذه التجربةِ، سننتج ثلاثة صورِ لدائرة، كُلّ واحدة بمركزِ في موقع مختلف.



a) أحمر؛ b) أخضر؛ c) أزرق

نحن يُمْكِنُ أَنْ نُكدّسَ الطبقات الثلاث سوية، مثل سندويتش. في نموذجِ اللونِ RGB، تُقابلُ الطبقة الأولى الحمراءَ، الثانية إلى الطبقة الخضراءِ والثالثة إلى الطبقة الزرقاءِ. بعد تكديس الطبقات سوية يَجِبُ أَنْ نُشيرَ بأنّ الصورةَ سَتَستعملُ نموذجَ لونِ RGB.

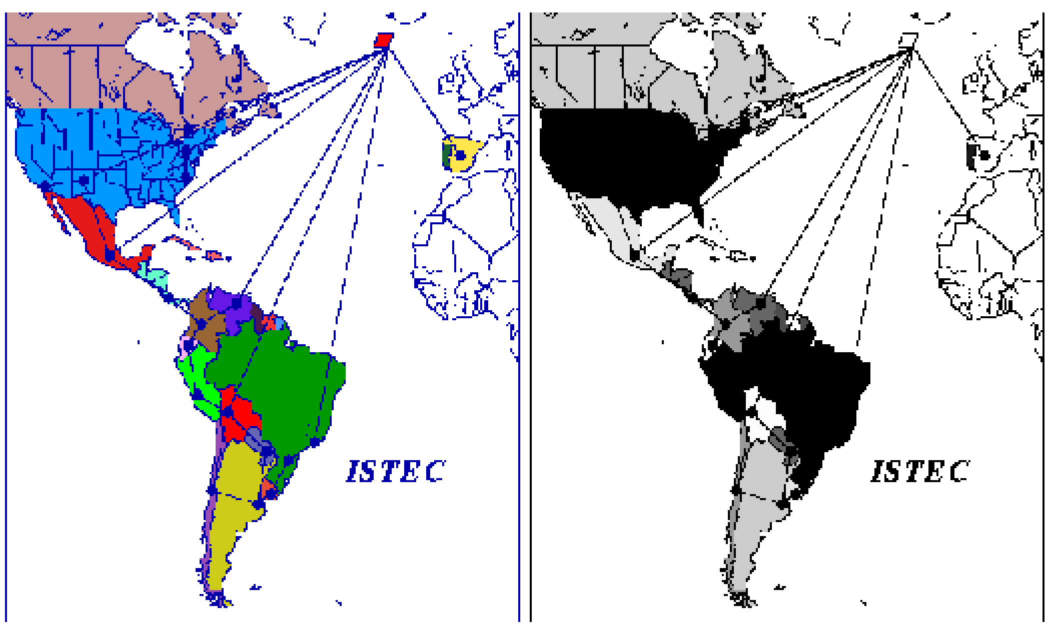
نعرض اسفلا الصورةُ الناتجةُ. أنت يُمْكِنُ أَنْ تُلاحظَ بأنّ ثمانية ألوانَ يمكن ان تشاهد ، وهي العددُ المحتملُ للمجموعاتِ بالعناصرِ الثلاثة.



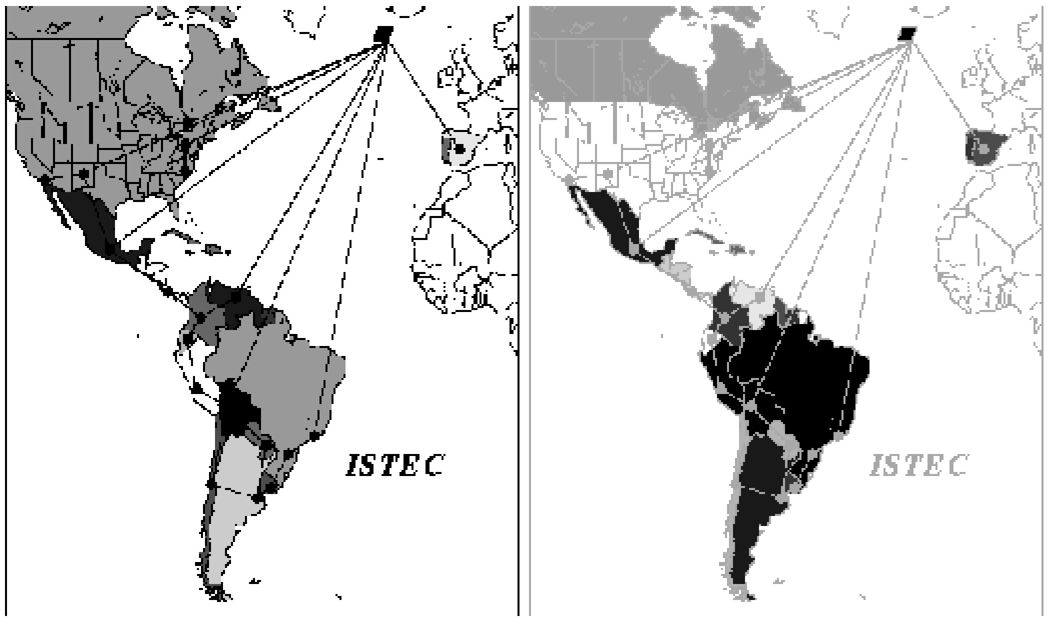
صورة RGB

إنتزاع الألوانِ البدائيةِ لصورةِ RGB

في هذه التجربةِ، نَنتزعُ كُلّ طبقة (عنصر) صورةِ RGB. نعرض اسفلا صورةُ RGB الأصليةِ وعناصره ا الثلاثة: R,G,B . نُلاحظ انهم يُشاهدون كصور رمادية بينما هم متكوّنون من عنصر وحيد. نحن يُمْكِنُ أَنْ نعتبر كُلّ عنصر رمادي كوزن كُلّ مدفع لونِي في شاشة العرض RGB، عندما يَعْرضُ صورةَ RGB.



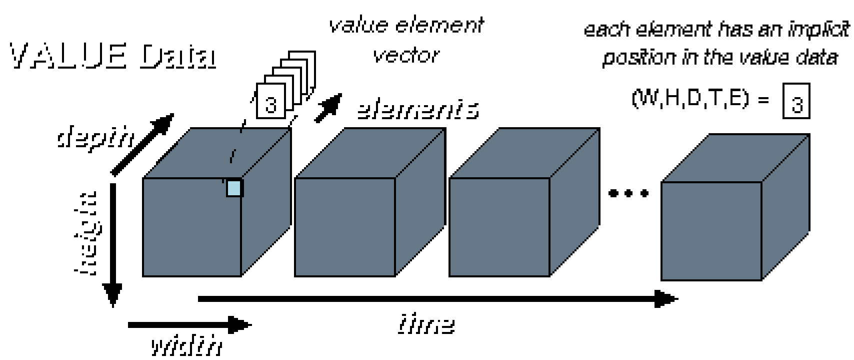
a) أصلي؛ b) عنصرR



a) عنصر G؛ b) عنصر B

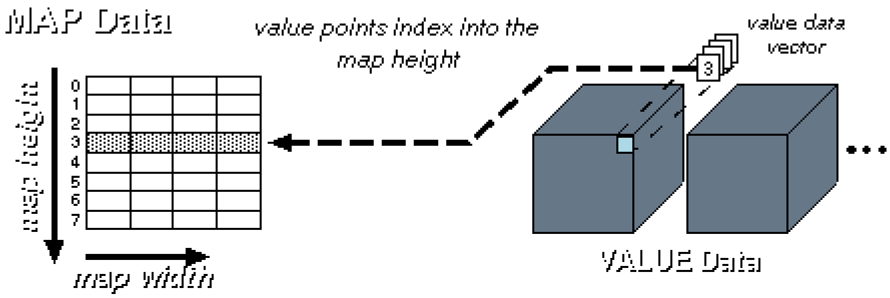
جدول اللونِ

قِيَم نقاط الصورة الرقمية يُمكنُ أَنْ تَكُونَ قيمة عددية أَو موجه (شعاع) بقِيَمِه والتي تسمى عادة العناصرَ أَو الخواصَ. في الصورة الملونةِ كُلّ نقطة لَها ثلاثة عناصر. العناصرَ الثلاثة تعتمد على نموذجِ اللونَ المستعملَ. في نموذجِ اللونِ RGB، تُقابلُ العناصرَ الثلاثة الألوانَ الأحمر، الأخضر والأزرق.
هناك تركيبا بيانات يُستَعملانِ لتَمْثيل قِيَمِ النقاطَ ضمن الصورةِ. واحد يُدْعَى الالوان الحقيقية والآخر جدول اللونِ. في تركيب بياناتِ اللونِ الحقيقيةِ كُلّ نقطة مَخْزُونةُ في الإستمارة القياسيةِ ضمن مصفوفةِ الصورةَ.



الرسم . نموذج قيمة البياناتِ

في تركيبِ بياناتِ جدول اللونَ، كُلّ قيمة نقطةِ هي دليلُ إلى الجدول (جدول المشاهدةِ). كُلّ دخول على الجدول يُمكنُ أَنْ يَأْخُذَ عنصرَ واحد أَو أكثرَ. طول الجدول يُمكنُ أَنْ يَكُونَ مِنْ أيّ حجم ويَعتمدَ على قِيَمِ الدليلَ ضمن الصورةِ. هناك العديد مِنْ الأسماءِ لجدولِ اللونَ، البعض منها: لوحة الألوان، LUT (جدول المشاهدةِ)، جدول التخطيط، خريطة اللون.

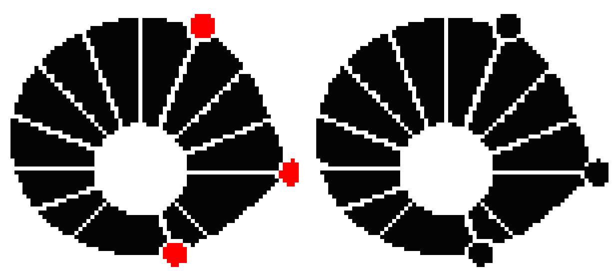


الرسم . نموذج بياناتِ خريطة اللون

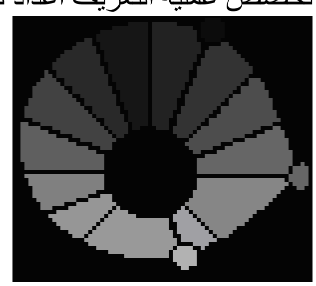
إنّ فوائدَ إستعمال تركيب بياناتِ اللونِ بشكل رئيسي ثلاثة:

- ضغط الصورةِ في الصور الملونةِ الحقيقيةِ تُتطلّبُ ثلاث قِيَمِ لكُلّ نقطة. إذا إستعملنا جدول اللونِ ، فإن كُلّ نقطة يُمكنُ أَنْ تَأْخُذَ فقط قيمة واحدة ودليل الى الجدول مِنْ عرض 3 لتَمْثيل عددِ الألوانِ المحتملةِ في الصورةِ. الصورة مَع جدول اللونِ تساوي تقريباً 3/1 من حجم صورةِ اللونِ الحقيقيةِ.
- سرعة المعالجة - إذا الصورةِ مُمَثَّلة بإستعمال تركيب بيانات جدول اللونِ ، فإن كُلّ عمليات النقطةِ التي تَستعملُ العامل المفرد يُمْكِنُ أَنْ تنفذ فقط بواسطة معالجة جدول اللونَ. إنّ جدول اللونَ عُموماً أصغرُ بكثير مِنْ الصورةِ، مما يؤدي الى سرعة اكبر في المعالجة.
- معظم أجهزةِ الشاشات الملونةِ تدعم جدول اللونِ.

في هذه التجربةِ.، تم بناء جدول اللونِ لحَلّ مشكلةِ تلوين نقاط الشعار التالي (الابيض - الأسود) بتلوين نقاطه الثلاثة ، باللون الاحمر.



إنّ الفكرةَ هي ان نعرف الصورةَ أولاً، كإعطاء قيمة فريدة تُخصّصُ إلى كُلّ نقطة تنتمي إلى المنطقةً المرتبطة. عادة، تُخصّصُ عمليةَ التعريف أعدادَ للمنطقةِ في ترتيب صاعد بحيث يكون العدد الأقصى مُقابلُ لعددَ المنطقةِ المُرتَبِطةِ.



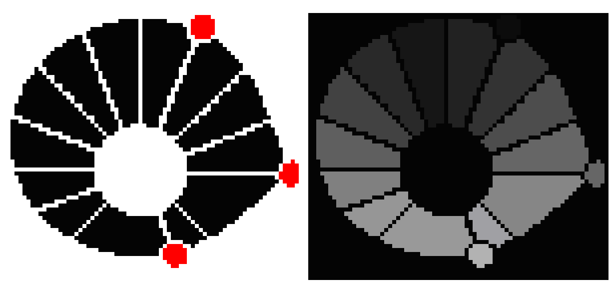
صورةً معرفة: تدرجات الرمادي

إنّ القِيمةَ القصوى للنقطة من الصورةَ المعرفة هي 23، لذا يمكننا القول ان هناك 24 منطقة: 0 الخلفيةُ و 1 - 23 لباقي المناطقَ المُرتَبِطة الأخرى. جدول اللونِ يُمْكِنُ أَنْ يُبْنَى لتَخصيص قِيَمِ النقطةِ 0 لللونَ الأبيضَ ، قِيَم النقاط 1، 10 و16 لللون الأحمر، والبقية لِلأسودِ.
جدول اللونَ بإَستعمال نموذجَ RGB (عمود الدليلَ ضمنيُ ولَيسَ مطلوبَ):

```
index R   G   B        color
-----------------------------
0     255 255 255      white
1     255 0   0        red
2     0   0   0        black
3     0   0   0        black
...
9     0   0 0 0        black
10    255 0   0        red
11    0   0   0        black
...
15    0   0   0        black
16    255 0   0        red
17    0   0   0        black
...
23    0   0   0        black
```

جدول اللونَ يُمْكِنُ أَنْ يشاهد اسفلا. هناك 24 لون في الجدول. بالعد مِنْ الزاويةِ اليسرى نَرى بأنّ الدليلِ صفر يقابل اللون الأبيضِ ، قِيَم الدليلِ 1، 10، 16 تقابل الأحمر والبقيةِ تقابل الأسودِ.

عرض جدول اللونِ



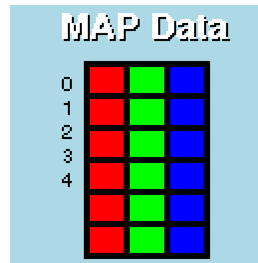
هناك ثلاثة طرقِ للعَمَل مع جداول اللونِ:

- إستعمالْ جدول اللونَ فقط أثناء العرضِ.
- تخزين جدول اللونَ في نفس الملفِ سويةَ مع بياناتِ النقطةَ.
- نربط بشكل واضح نقاط الصورةَ إلى جدول اللونَ، النتيجة تكون صورة اللونِ الحقيقيةِ.

تطبيقات اللون على الصور

نظام الرؤيةِ الإنساني يُمْكِنُ أَنْ يُميّزُ فقط حوالي 30 مِنْ تدرجات الرمادي في الصورة أحادية اللون، لَكنَّه يُمْكِنُ أَنْ يُميّزَ المِئاتَ من تدرجات الألوانِ المختلفةِ.
تلوين الصور الرمادية هي تقنية لتَخصيص الألوانِ بشكل إصطناعي إلى المِقياس الرمادي. هناك طرق مختلفة لتَخصيص اللونِ إلى الصورِ الرماديةِ. التقنية، المعروفة بتقطيع الكثافةِ، يُخصّصُ تدرج اللونِ إلى كُلّ تدرجات الرمادي التي تَسْقطُ تحت القيمة المحدّدةْ و تدرج أخر مِنْ اللونِ إلى تلك المستويات الرماديةِ التي تَتجاوزُ القيمةَ المحدّدةَ. أغلبية التقنياتِ تحول المستوى الرمادي للتحويلاتِ اللونية. إنّ الفكرةَ أَنْ تُؤدّي 3 تحويلاتِ على المستوى الرمادي المعيّن وتَغذّي هذه إلى مدخلات اللونَ الثلاث (RGB) للشاشة الملونة. إنّ النتيجةَ هي صورة مركّبة التي يَعتمدُ محتوى لونِها على المستوى الرمادي للتحويلاتِ اللونية.

إجراءات التلوين الآلي وخيارات خريطة اللون



خريطة اللونِ

أساساً نُريدُ تعديل خريطة اللون للصورة. وهذا يتم بطريقين:

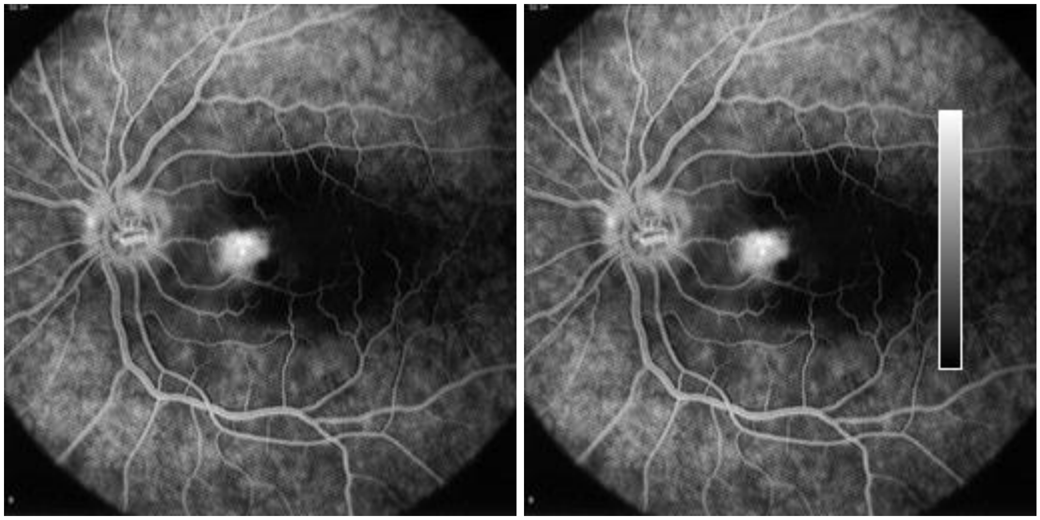
- إجراء التلوين الآلي: حيث أنَّ خريطة اللون الحالي تستبدلَ بخريطة لون مُعَرَّف.
- عملية خريطة اللون: حيث القِيَم الحالية في خريطة اللون تعدَّل طبقاً لخوارزمية مُعَرَّفة.

إجراءات التلوين الآلي

هناك مخططين للخريطة.

- تخطيط موقعي: تُقيّمُ الخريطةُ بأي موقع في الخريطةِ تُولّدُ فقط كوظيفة ذلك الموقعِ (الدليل). ليس هناك تبعية على خصائص قيمةِ النقطةَ ، إلا على التخطيطِ الطبيعي.
- إعتمادية البيانات: إنّ قِيَمَ الخريطةَ مُوَلَّدة كوظيفة قيمةِ النقطةَ.

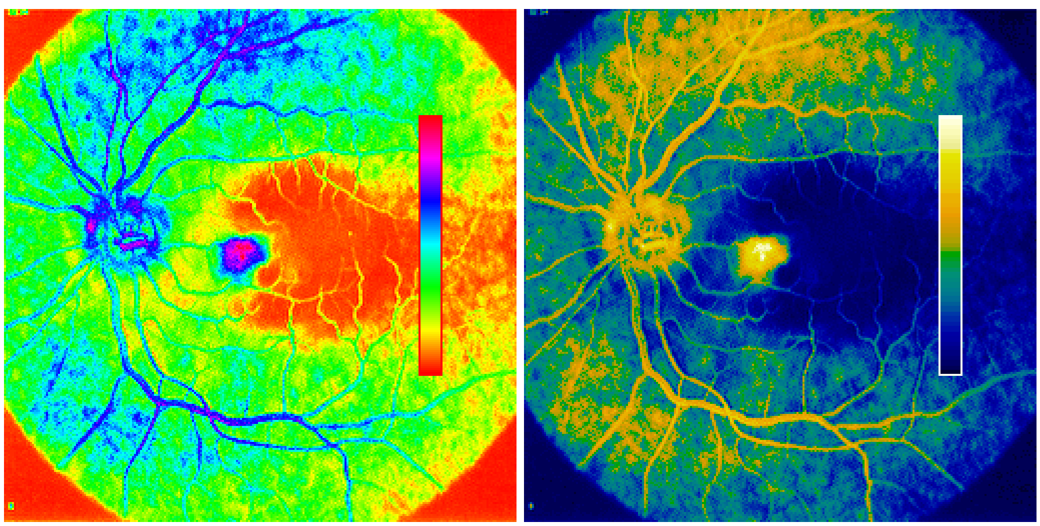
نعرض اسفلا صورة بتدرجات ال رماديُ (صورةُ أحادية اللونُ) وبجانبه ا نفس الصورةِ لكن مَع رفع مستويات الرمادي فيها. هذا ينفذ بحيث ان جدول اللون يُمْكِنُ أَنْ يوضح مباشرة في عرضِ الصورةَ. التقنية لتَوليد الصورةِ مَع تعلية الرمادي مفيدةُ جداً لفَهْم لكَيف انْ الألوان مُخَطَّطة في العرضِ.



(a) b

a) صورة أصلية؛ b) بتعليةِ رماديةِ

سنعرض اسفلا صورتان تَستعملانِ جدولان مختلفان لتلوين الصور الرمادية. الصورة على اليسارِ تَستعملُ جدول التلوين "قوس قزحَ" والاخرى على اليمين يَستعملُ جدول التلوين "Sapseudo ".

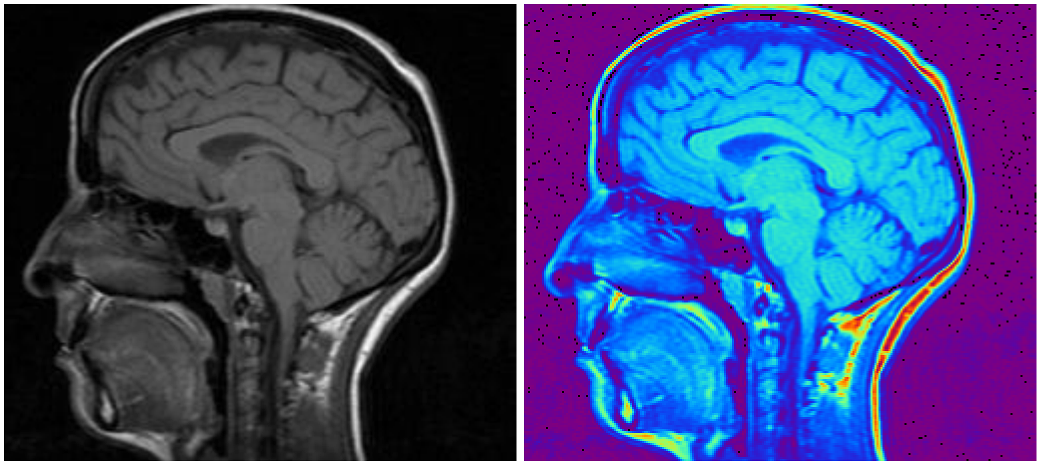


(a) b

a) جدول التلوين قوس قزح ؛ (bجدول التلوين Sapseudo

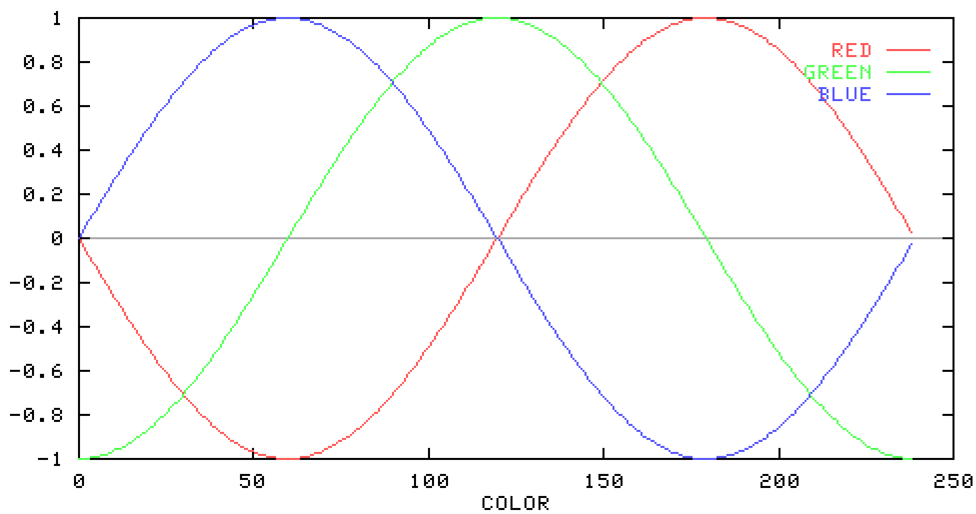
بناء جداول اللونِ المزيّفةِ

سنناقش هنا، كيفية بناء جداول اللونِ المزيّفةِ وتطبيقها على الصور. إنّ الصورةَ المختارة لهذه التجربةِ هي تصوير بالرّنين المغناطيسي لرأس الإنسان. تَتراوحُ نقاطُ الصورةَ الأصليةَ مِنْ 1024 إلى 1262. يُمْكِنُ أَنْ نجعل الصورةَ طبيعية لتوافق نقطة الهايتِ، لكن الضررَ سَيَكُونُ بأنَّنا سنفقد قِيَم النقاطِ الأصليةِ.
معروض اسفلا الصورةُ الرماديةُ الأصليةُ ونتيجةُ تطبيقِ جدول اللونِ المزيّف. إنّ غرضَ هذه التجربةِ هو أَنْ نعرض كَيفَ نَبْني جدول اللون المزيّف المناسب لهذه الصورةِ. نُلاحظ ان الصورة الرمادية عُرِضتْ بتقنيةِ إمتدادِ المخطط الإحصائي.



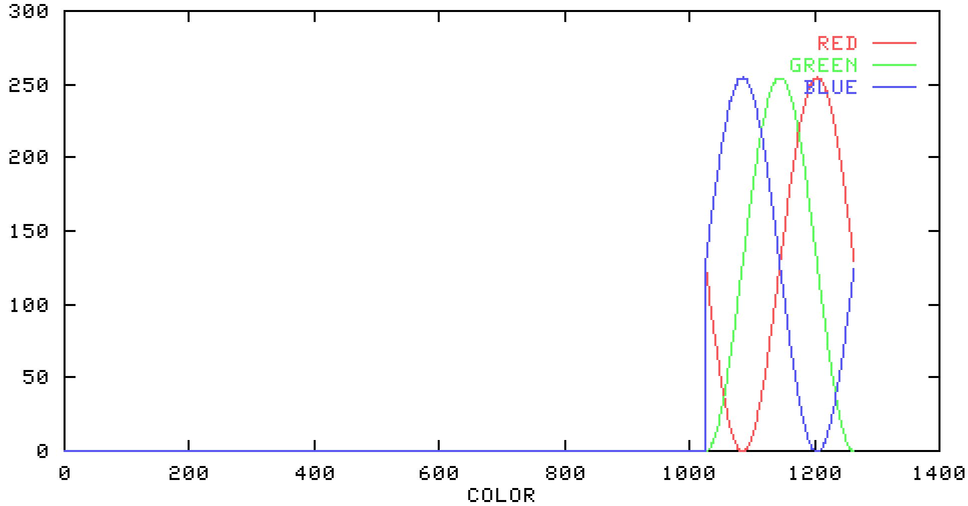
a) أصلي؛ b) بِلَون زائف

أولاً، نحن يُمْكِنُ أَنْ نَستعملَ المخطط الجيبي لخَلْق الأعمدةِ الزرقاءِ والخضراءِ والحمراءِ المنفصلةِ ونضعهم مع بعض في الجدول. إنّ حجمَ الجدول مُعطى بالإختلافِ بين قيم النقطةِ الأعلى والأوطأ في الصورةِ. في هذه الحالةِ، المدى 238، وبمعنى آخر: . 1262 ناقص 1024. إخترنَا مراحلَ المخطط الجيبي بطريقة بحيث أنّ الظلال الزرقاء تَظْهرُ على البِداية والظلالِ الحمراءِ يَظْهرانِ في نهايةِ الجدول. إنّ أعمدةَ الجدول موضحة في التخطيطِ اسفلا.



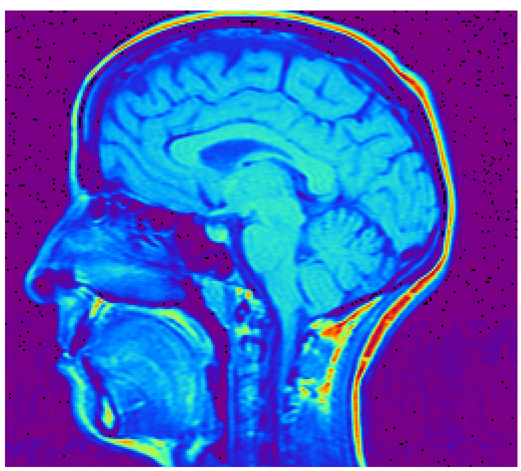
خريطة جدول اللونِ

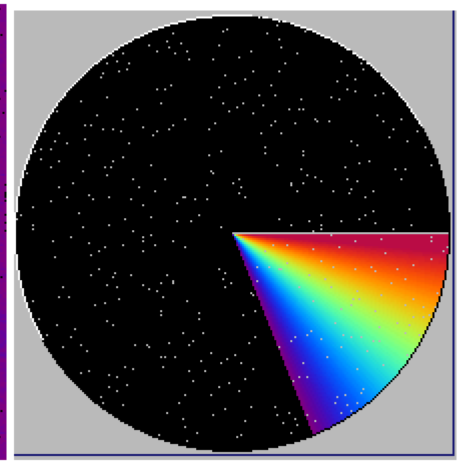
لكي نُطبّقَ الجدول إلى الصورةِ، من الضروريُ تَحريك الجدول لتجاري أدلة الجدول قِيَمَ النقطةِ الأصليةِ. لإنْجاز هذا، نُضيفُ 1024 لونِ أسودِ في بِداية الجدول. هذا الجدول مَعْرُوض اسفلا.



خريطة جدول اللونِ

أخيراً، جدول اللونَ يُطبق على الصورةِ، النتيجةَ موضحة اسفلا. في الجهة اليمنى للصورةِ باللَونِ الزائف، موضحة جدول اللونَ الممثل بعجلةِ اللونَ. في عجلةِ اللونَ، يُفهرسُ اللونُ الزياداتَ في إتّجاهِ عكس عقارب الساعة.

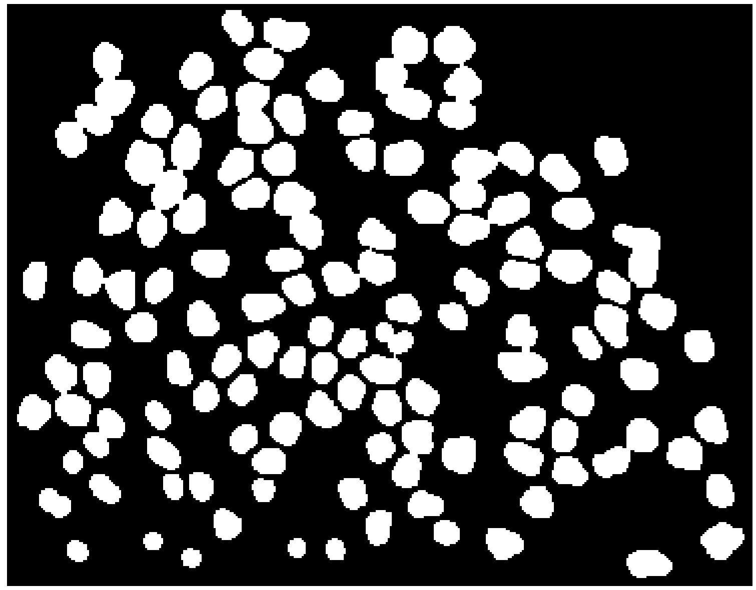




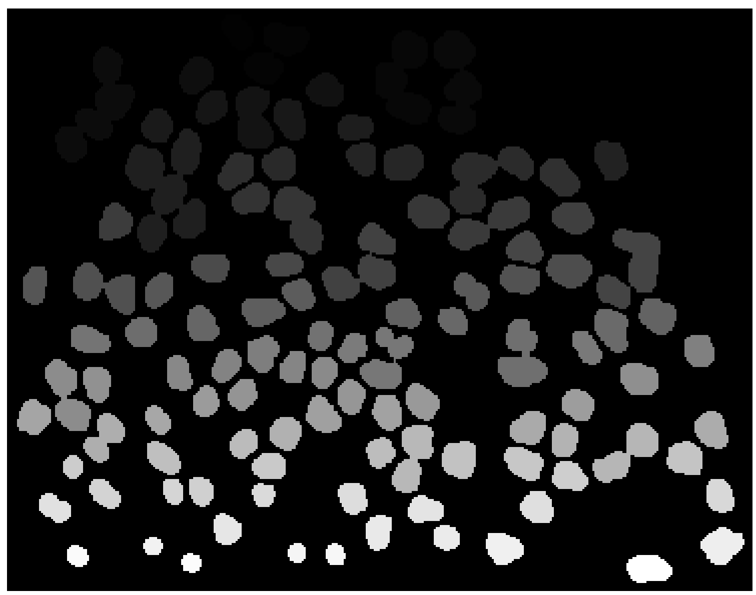
a) بِلَون زائف؛ b) رؤية جدول اللونِ

عرض خواصِ الصورةِ

إنّ مقياسَ منطقةِ القطاعات المُرتبِطةِ هي عملية مشتركة في تحليلِ الصور. يطبق تحليلُ الصور إلى العملياتِ المنفذة على الصورِ (البيانات ثنائية الابعاد) لتحديد المقاييسِ الكمّيةِ التي يمكن ان تَصفَ الصورةَ. مما يعني، اننا نُريدُ أَنْ نَنتزعَ بَعْض ميزّاتِ الصورةِ. الميزّات هي الخواص (العناصر الهدائيةِ) التي تُستَعملُ لإتِّخاذ القراراتِ حول الأجسامِ في الصورةِ. بَعْض العناصر البدائيةِ طبيعيةِ ومُعَرَّفة بالظهورِ البصري للصورةِ. هناك ميزّات أخرى ، ميزّات إصطناعية وتعتبر نتيجة للعملياتِ المنفذة على الصورةِ. الإجراءاتُ المُطبقة لتحليلِ الصورةِ هي تطبيقات موجهة. ما هو جيدُ لتطبيقِ ما قَدْ لا يَكُون مناسب لآخرِ. مفهوم اخر مهم ويجب أَنْ لا يَنْسي وهو بأنّ الإجراءاتِ على البياناتِ يجب ان لا تَزِيدَ محتوى معلوماتَ البياناتِ الأصليةِ.
هذه التجربةِ تَصِفُ إجراء لتَوليد صورةَ حيث أنَّ المنطقة كُلّ قطاع مُرتَبِط متعلقة بظهورِها البصريِ. إنّ الصورةَ الثنائيةَ والاجسام المرتبطة موضحة اسفلا.

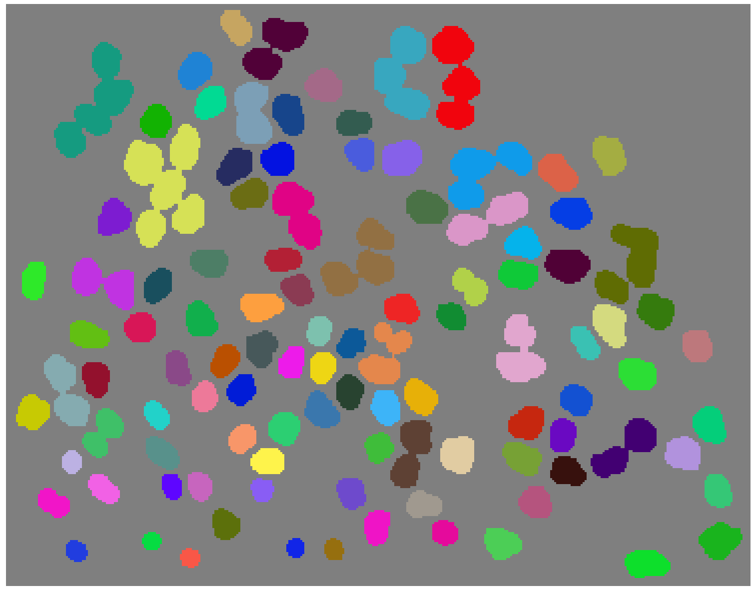


الصورة الثنائية



الصورة المعرفة

التلوين المزيف مفيدُ للتَصَوُّر بشكل أفضل ويُميّزُ المناطقَ المُرتَبِطةَ (الخلايا)، خصوصاً عندما يكون عددَ المناطق المُجَاوَرَة قُرْب بعضهم البعض. المِقياس الرمادي للرؤية فقيرُ للمعْرِفة بين المناطقِ المُرتَبِطةِ مباشرةً.

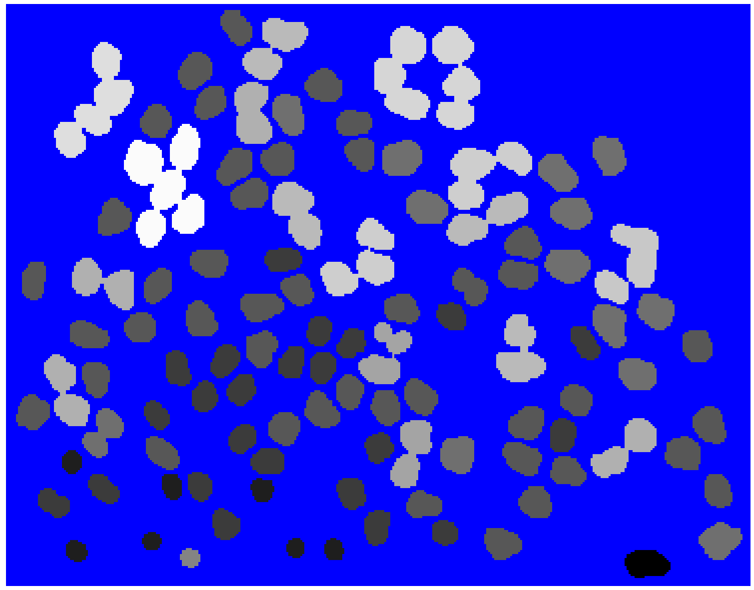


التلوين المزيف العشوائي

المخطط الإحصائي للصورةً المعرفة يَعطي المعلوماتَ التاليةَ. يَعطي طولُ الجدول عددَ المناطقِ المُرتَبِطةِ ومحتوياته تعطي المراطق المرتبطة بكُلّ منطقة.

```
# Size: Width = 1, Height = 105, Depth = 1, Time = 1, Elements = 1

0  79409
1  204
2  542
3  795
4  784
5  946
6  242
...
...
...
101  74
102  89
103  95
104  333
```

هناك 104 منطقة مُرتَبِطة بالإضافة للخلفية. المنطقة 1 لَها 204 نقطةُ ، المنطقة 104 لَها 333 نقطةُ ... الخ. هذا المخطط الإحصائي يُمْكِنُ أَنْ يُستَعملَ كجدول خريطة اللون للصورةً المعرفة. في حالة الخلفية، حيث انه هناك عدد كبير مِنْ النِقاطِ ، 79409، من الأفضل تَغيير قيمتِها إلى الصفر، لكي تكون كُلّ نقاط الخلفيةَ سوداء كما هو متوقّع. عرض تخطيط الصورةِ بالمخطط الإحصائي كنتيجة خريطة اللون.



عرض منطقةِ القطاعات المُرتَبِطةِ

ناقشنا فيما سبق نموذج اللون RGB ، هذا النموذج مثالي للعرض ولكن ليس لانظمة المعالجة والتمييز. التغيير البسيط في الانارة (الطبيعية، او الإصطناعية) يؤدي الى تغيير في السطوع الذي يحدد اللون، هذا يعني تغيير في اللون. هذا يدل على انه من المستحيل استعمال اللون في نموذج RGB كعنصر تمييز او مطابقة في نظم المعالجة والتمييز. لذا كان من الضروري البحث عن نماذج اخرى للون والتي لايعتمد فيها تدرج اللون على الإنارة. والتي تعتبر قاعدة جيدة لإستخدام ميزات اللون في نظم المعالجة والتمييز. سنناقش هذه النماذج والتحويلات مابينها ونموذج RGB.

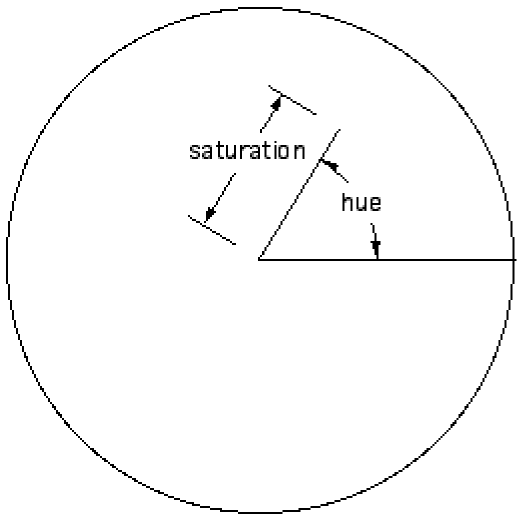
نماذج اللونِ الرئيسيةِ الأخرى:

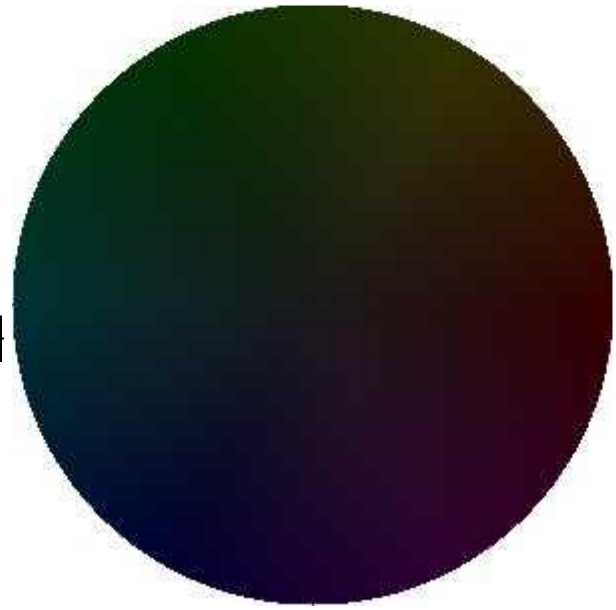
- HSL، الإشباع، تدرج اللون، الاضاءة.
- HSI، الإشباع، تدرج اللون، الكثافةِ
- HSV، الإشباع، تدرج اللون، القيمةِ

هناك عموماً طرق تَحويل (تَحَوُّل) بين نماذجِ اللونِ المختلفةِ بالرغم من أن في أكثر الحالاتِ، التحويل لاخطّيُ. بعضُ نماذج اللون على سبيل المثال يُمْكِنُ أَنْ تُمثّلَ الألوانَ التي لا يُمْكن أنْ تُمثّلَ في النماذج الآخرى.

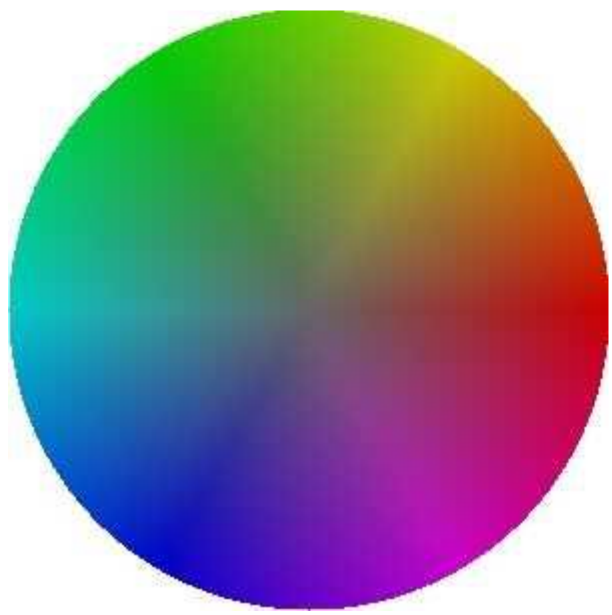
نموذج اللون HLS
تدرج اللون (رقمه) - الإشباع – الاضاءة

نموذج اللونِ HSL لَهُ ثلاثة نظراءِ: تدرج اللون، الإشباع، الإضاءة على التوالي، هو أحياناً يُدعى باسم HLS. إنّ تدرج اللون هو زاويةُ مِنْ 0 إلى 360 درجةِ، نموذجياً 0 يمثل الاحمر، 60 درجة الاصفر، 120 درجة الأخضر، 180 درجة السماوي، 240 درجة الأزرق و 300 درجة القرمزي. يَتراوحُ الإشباعُ نموذجياً مِنْ 0 إلى 1 (أحياناً 0 إلى 100 %) ويُعرّفُ كَيفَ ان اللون مشبع بالرمادي ، يُشيرُ 0 إلى اللون المشبع كليا بالرمادي و 1 اللونُ الأساسيُ الصافيُ. الإضاءة (الخفّة) بشكل حدسي هي ما يشير اليه الاسمُ ، تغيّرُ الإضاءة تُخفّضُ قِيَمَ الألوانِ الأساسيةِ بينما تَبقيهم في نفس النسبةِ. إذا نموذج اللونَ مُمَثَّلُ بأقراصِ لتَغيير الإضاءة فإن تدرج اللون والإشباع المكافئَ إلى النظراءِ القطبيِ (r ,theta) لأيّ نقطة على القرص. هذه الأقراصِ تُشاهد في الصور اسفلا للقِيَمِ المُخْتَلِفةِ مِنْ الإضاءة.

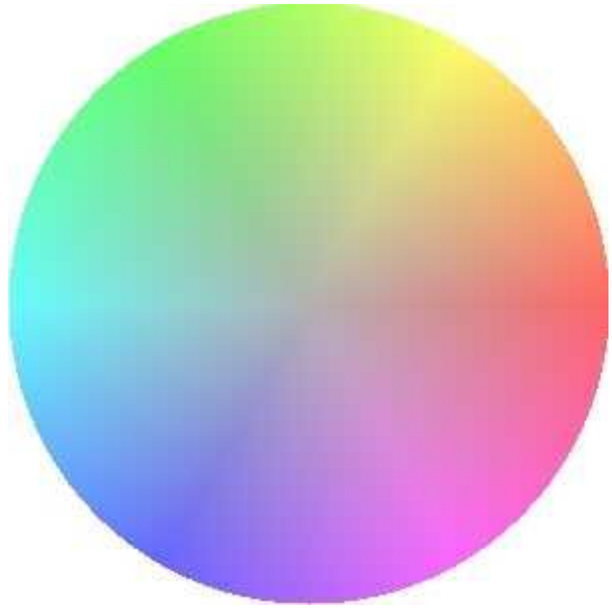




Lightness=0.1



Lightness=0.3



Lightness=0.6

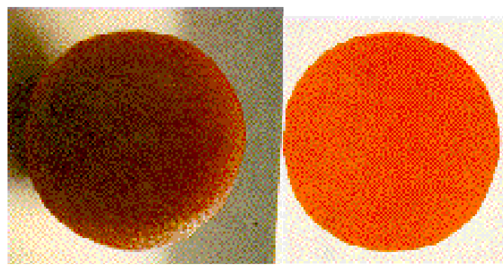
Lightness=0.8

ندرج هنا كود بلغة البرمجة C للتحويل بين RGB وHLS

```
/*
   Calculate HSL from RGB
   Hue is in degrees
   Lightness is between 0 and 1
   Saturation is between 0 and 1
*/
HSL RGB2HSL(COLOUR c1)
{
```

```
   double themin,themax,delta;
   HSL c2;

   themin = MIN(c1.r,MIN(c1.g,c1.b));
   themax = MAX(c1.r,MAX(c1.g,c1.b));
   delta = themax - themin;
   c2.l = (themin + themax) / 2;
   c2.s = 0;
   if (c2.l > 0 && c2.l < 1)
      c2.s = delta / (c2.l < 0.5 ? (2*c2.l) : (2-2*c2.l));
   c2.h = 0;
   if (delta > 0) {
      if (themax == c1.r && themax != c1.g)
         c2.h += (c1.g - c1.b) / delta;
      if (themax == c1.g && themax != c1.b)
         c2.h += (2 + (c1.b - c1.r) / delta);
      if (themax == c1.b && themax != c1.r)
         c2.h += (4 + (c1.r - c1.g) / delta);
      c2.h *= 60;
   }
   return(c2);
}
/*
   Calculate RGB from HSL, reverse of RGB2HSL()
   Hue is in degrees
   Lightness is between 0 and 1
   Saturation is between 0 and 1
*/
COLOUR HSL2RGB(HSL c1)
{
   COLOUR c2,sat,ctmp;

   while (c1.h < 0)
      c1.h += 360;
   while (c1.h > 360)
      c1.h -= 360;

   if (c1.h < 120) {
      sat.r = (120 - c1.h) / 60.0;
      sat.g = c1.h / 60.0;
      sat.b = 0;
   } else if (c1.h < 240) {
      sat.r = 0;
      sat.g = (240 - c1.h) / 60.0;
      sat.b = (c1.h - 120) / 60.0;
   } else {
      sat.r = (c1.h - 240) / 60.0;
      sat.g = 0;
      sat.b = (360 - c1.h) / 60.0;
   }
   sat.r = MIN(sat.r,1);
   sat.g = MIN(sat.g,1);
   sat.b = MIN(sat.b,1);

   ctmp.r = 2 * c1.s * sat.r + (1 - c1.s);
   ctmp.g = 2 * c1.s * sat.g + (1 - c1.s);
   ctmp.b = 2 * c1.s * sat.b + (1 - c1.s);
```

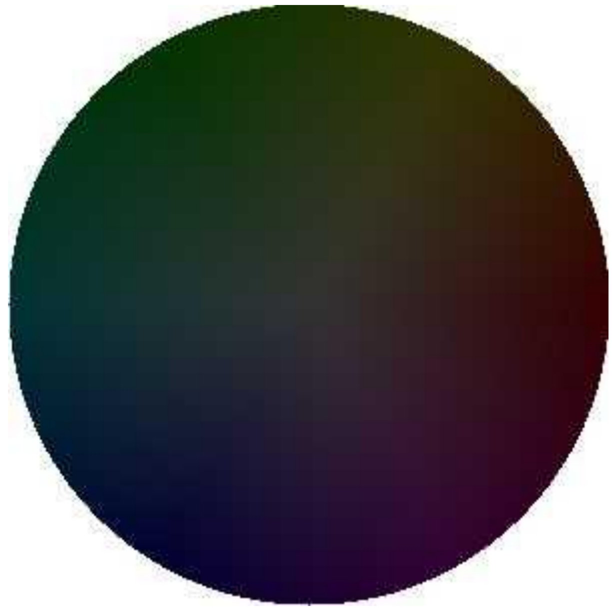
```
   if (c1.l < 0.5) {
      c2.r = c1.l * ctmp.r;
      c2.g = c1.l * ctmp.g;
      c2.b = c1.l * ctmp.b;
   } else {
      c2.r = (1 - c1.l) * ctmp.r + 2 * c1.l - 1;
      c2.g = (1 - c1.l) * ctmp.g + 2 * c1.l - 1;
      c2.b = (1 - c1.l) * ctmp.b + 2 * c1.l - 1;
   }

   return(c2);
}
```



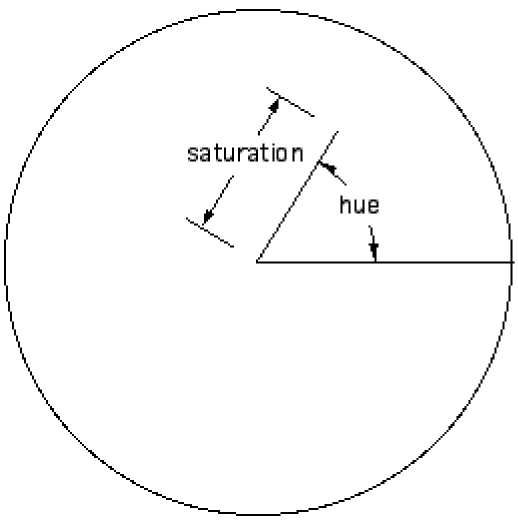
نموذج اللونِ HSV

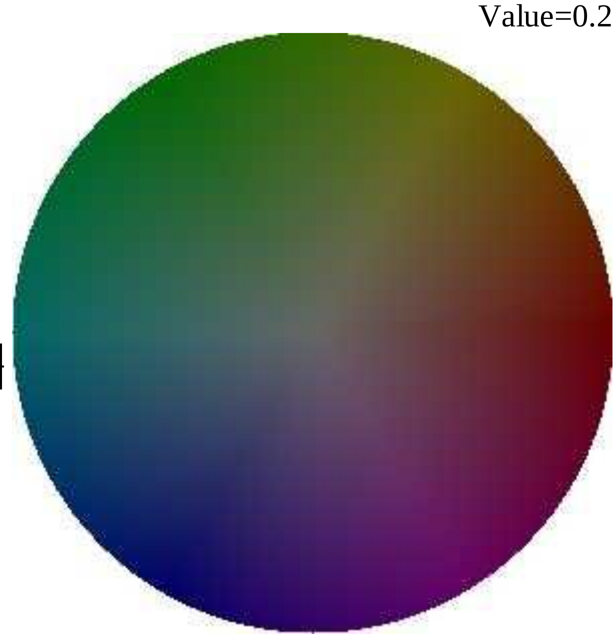
تدرج اللون - الإشباع – القيمة

نموذج اللونِ HSV لَهُ ثلاثة نظراءِ: تدرج اللون، الإشباع، والقيمة (أحياناً مسمّاة السطوع) على التوالي. نظامِ اللونِ هذا يُنْسَبُ إلى "سميث" وكَانَ يُدْعَى نموذجَ اللونِ المخروطي. إنّ تدرج اللون هو زاويةُ مِنْ 0 إلى 360 درجةِ، نموذجياً 0 يمثل الاحمر، 60 درجة الاصفر، 120 درجة الأخضر، 180 درجة السماوي، 240 درجة الأزرق و300 درجة القرمزي. يَتراوحُ الإشباعُ نموذجياً مِنْ 0 إلى 1 (أحياناً 0 إلى 100 %) ويُعرّفُ كَيفَ ان اللون مشبع بالرمادي ، يُشيرُ 0 إلى اللون المشبع كليا بالرمادي و1 اللونُ الأساسيُ الصافيُ. القيمة مشابهة لكم هو مضئ ماعداه يُغيّرُ إشباعَ اللونَ أيضاً. إذا نموذج اللونَ مُمَثَّلُ بأقراصِ تَغيير الإضاءة فإن تدرج اللون والإشباع المكافئَ إلى النظراءِ القطبيِ (r ,theta) لأيّ نقطة في القرص. تُشاهد الأقراصُ اسفلا للقِيَمِ المُخْتَلِفةِ.

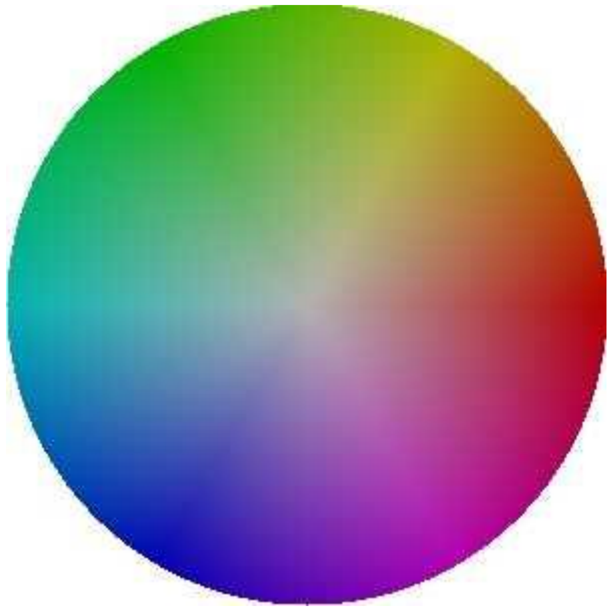


Value=0.2





Value=0.4



Value=0.7

ندرج هنا كود بلغة البرمجة C للتحويل بين RGB وHSV

```
/*
   Calculate RGB from HSV, reverse of RGB2HSV()
   Hue is in degrees
   Lightness is between 0 and 1
   Saturation is between 0 and 1
*/
COLOUR HSV2RGB(HSV c1)
{
   COLOUR c2,sat;

   while (c1.h < 0)
      c1.h += 360;
   while (c1.h > 360)
      c1.h -= 360;

   if (c1.h < 120) {
      sat.r = (120 - c1.h) / 60.0;
      sat.g = c1.h / 60.0;
      sat.b = 0;
   } else if (c1.h < 240) {
      sat.r = 0;
      sat.g = (240 - c1.h) / 60.0;
      sat.b = (c1.h - 120) / 60.0;
   } else {
      sat.r = (c1.h - 240) / 60.0;
      sat.g = 0;
      sat.b = (360 - c1.h) / 60.0;
   }
   sat.r = MIN(sat.r,1);
   sat.g = MIN(sat.g,1);
   sat.b = MIN(sat.b,1);
```

```
   c2.r = (1 - c1.s + c1.s * sat.r) * c1.v;
   c2.g = (1 - c1.s + c1.s * sat.g) * c1.v;
   c2.b = (1 - c1.s + c1.s * sat.b) * c1.v;

   return(c2);
}
/*
   Calculate HSV from RGB
   Hue is in degrees
   Lightness is betweeen 0 and 1
   Saturation is between 0 and 1
*/
HSV RGB2HSV(COLOUR c1)
{
   double themin,themax,delta;
   HSV c2;

   themin = MIN(c1.r,MIN(c1.g,c1.b));
   themax = MAX(c1.r,MAX(c1.g,c1.b));
   delta = themax - themin;
   c2.v = themax;
   c2.s = 0;
   if (themax > 0)
      c2.s = delta / themax;
   c2.h = 0;
   if (delta > 0) {
      if (themax == c1.r && themax != c1.g)
         c2.h += (c1.g - c1.b) / delta;
      if (themax == c1.g && themax != c1.b)
         c2.h += (2 + (c1.b - c1.r) / delta);
      if (themax == c1.b && themax != c1.r)
         c2.h += (4 + (c1.r - c1.g) / delta);
      c2.h *= 60;
   }
   return(c2);
}
```

التحويلات الهندسية

التحويلات الهندسية ضرورية جدا، كجزء من المعالجة المبدائية للصور. تقوم هذه التحويلات بتوحيد شروط الإدخال (من الناحية الهندسية) بحيث تزيل الاختلافات الهندسية والمتعلقة بحجم مقاس الجسم (تغيير المقاس)، توضع الجسم بالنسبة للمحاور الإحداثية (الدوران) و موقع الجسم بالنسبة لمركز الإحداثيات (السحب). كما تستعمل التحويلات الهندسية في مرحلة إكتساب وحساب دلائل التمييز، على سبيل المثال، عند حساب قيمة المطابقة بإستعمال مبدأ الإسقاط للتمييز. التحويلات الهندسية تستخدم بشكل واسع في انظمة الجرافيك، حيث تستخدم لتشكيل وعرض الاجسام من زوايا مراقبة مختلفة. التحويلات الهندسية تستخدم ايضا في انظمة الرسوم المتحركة (الكرتون) ذلك لتشكيل الحركة للإجسام ضمن الصورة بالنسبة للخلفية.
الطرق الكلاسيكية لتنفيذ التحويلات الهندسية تتلخص بضرب المصفوفة الممثلة للصورة بعامل التحويل الهندسي. سنعرض في هذا القسم هذه التحويلات بالطريقة الكلاسيكية، غير انه يوجد خوارزميات سريعة تنفذ التحويلات الهندسية بشكل اسرع. كذلك قمت انا بإختراع ثلاثة أجهزة تنفذ التحويلات الهندسية بنفس زمن قراءة الصورة على الشاشة، بحيث تنفذ التحويلات بزمن تحديث الصور على الشاشة. سيتم عرض ومناقشة الخوارزميات السريعة والاجهزة المبنية على اساس هذه الخوارزميات بالكتاب المتعلق بالرسم الآلي (الجرافيك)، الذي سيتم اصداره لاحقا.

الزيادة الخطيّة

المجموعة ذات المركز الخطي الم فيدة جداً هي الزيادةُ الخطيّةُ. لنفترض ان $a, b \in \mathbf{E}^3$ هما نقطتان ونفترض ان الأوزانَ هي 1-t و t لبَعْض الأعدادِ الحقيقيةِ (العوامل) t. فإن النقاط

$$L = L(t) = (1-t)a + tb,\ t \in \mathbf{R}$$

تسمى الخَطَّ المستقيمَ خلال a وb. إنّ الخَطَّ $L(t)$ هو المجموعة ذات الخط المركزي. إذا حددنا العامل t للوَقوْع بين الصفر و $0 \le t \le 1$ ، $L(t)$ هي مجموعة محدّبة: هي قطعةُ الخَطِّ من a لـ b. لاحظْ بأنّ هناك إتّجاه السعِ الذي دَلَّ عليه على طول الخَطِّ.

المصفوفات

المصفوفات هي الأداةَ الأساسيةَ التي تحوّل النقاط مِنْ $\mathbf{E}^3$ إلى $\mathbf{E}^3$. المصفوفة $n \times m$ هي ترتيب مَن n صفوف وm أعمدة. نَحتاجُ لمعْرِفة كَيفَ يُؤدّ ى ضربَ المصفوفةِ. أغلب مصفوفاتِنا سَتَكُونُ 4×4 ، لَكنَّهم سَيَبْدأونَ ك 3×3.

الإدِّعاء بأنّ ضربِ المصفوفةِ هو مُنتَجات المجموعةِ الداخليةِ المفيدةُ حيث أنها تُزوّدْ بتفسير هندسي. ذلك، العنصر (i, j) في المُنتَجِ AB المُنتَجُ الداخليُ للصفّ-i من A مَع العمود-j من B .

الصفوف والأعمدة

الصفّ

$$P = [x\ y\ z\ w]$$

يَجِبُ أَنْ يُفكّرَ به كنقطة.

العَمود

$$E = \begin{bmatrix} a \\ b \\ c \\ d \end{bmatrix}$$

يَجِبُ أَنْ يُفكّرَ به كمستوي.

$$P \cdot E = [x\ y\ z\ w] \begin{bmatrix} a \\ b \\ c \\ d \end{bmatrix} = ax + by + cz + dw$$

كمية ذات بعد واحد (عدد حقيقي). إذا القيمةِ صفر، فإن النقطةُ تقع في المستوي.

تغيير المقياس (التصغير أو التكبير)

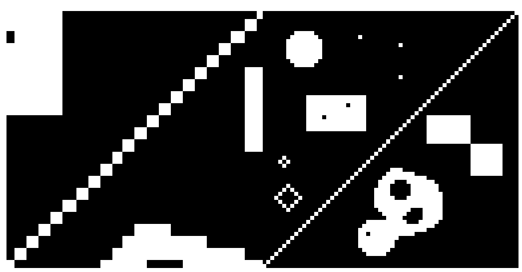
يُعدّلُ قيَاْس حجمَ الجسمِ. لنفترض انه لدينا نقطة و التي هي قمّةُ جسمِ ما، ولنفترض ان $s_x\ s_y\ s_z)$ هي عواملَ المِقياسِ في $x\ y\ z$ ، على التوالي. فإن النقطة يُمْكِنُ أَنْ تُقاسَ إلى نقطة جديدة (تغيير المقياس) بالمصفوفةِ التالية:

$$S = \begin{bmatrix} s_x & 0 & 0 \\ 0 & s_y & 0 \\ 0 & 0 & s_z \end{bmatrix}.$$

بشكل خاص،

$$pS = \begin{pmatrix} x & y & z \end{pmatrix} \begin{bmatrix} s_x & 0 & 0 \\ 0 & s_y & 0 \\ 0 & 0 & s_z \end{bmatrix} = \begin{pmatrix} s_x x & s_y y & s)zs \end{pmatrix}.$$

لتغيير مقيَاْس (تكبير أَو تصغير) حجم الجسمِ، فإن كُلّ قمّة جسمِ يجب ان تضرب بمصفوفةِ المِقياسَ Sas الموضحة اعلاه.



a) صورة أصلية؛ b) تغيير المقاس (تكبير)

كود تغيير المقاس بلغة البرمجة++C

```
void scale(float sx,float sy)
{
 int xm,ym,col;
 int x1,x2,y1,y2,i,j;
 float dx,dy,ii,jj;
        xm=trunc((xm1+xm2)/2);
        ym=trunc((ym1+ym2)/2);
        x1=trunc(xm1-xm);
        y1=trunc(ym1-ym);
        x1=trunc(x1*sx);
        y1=trunc(y1*sy);
        x1=trunc(x1+xm);
        y1=trunc(y1+ym);
        x2=trunc(xm2-xm);
        y2=trunc(ym2-ym);
        x2=trunc(x2*sx);
        y2=trunc(y2*sy);
        x2=trunc(x2+xm);
```

```
            y2=trunc(y2+ym);
            dx=(1/sx);
            dy=(1/sy);
            jj=0;
                 for(y=y1;y<=y2;y++)
                 {
                   ii=0;
                   for(x=x1;x<=x2;x++)
                   {

                       i=(int)ii;
                       j=(int)jj;
                       col=mm[i][j];
                       if(col==0 )
                       {
                        col=cc[i][j];
                        putpixel(x,y,col);
                        }
                        ii+=(dx);
                    }
                     jj+=(dy);
                   }
}
```

نقطة ثابتة للمِقياس

نُلاحظ ان الأصل $O = [0\,0\,0]$ بدون تغييرُ مِن قِبل المِقياس (هو ما زالَ الأصلُ). هناك دائماً نقطة ثابتة واحدة لأيّ عملية قيَاْس. بالأساس النقطة الثابتة هي الأصلُ $O = (0\,0\,0)$، لَكنَّنا يُمْكِنُ أَنْ نَختارَ نقطة ثابتةَ إعتباطيةَ $F = [x_f\ y_f\ z_f]$ بالعملية التاليةِ ذات الثلاث خطوات، التي سَتَكُونُ مُعَرَّفة بتفصيل أكثر اسفلا.

- السحب (النقل، التحريك) $F = [x_f\ y_f\ z_f]$ إلى $O = [0\,0\,0]$
- تغيير المِقياس بـ $[s_x\ s_y\ s_z]$
- السحب (النقل، التحريك) $O = [0\,0\,0]$ إلى $F = [x_f\ y_f\ z_f]$

معكوس تغيير المِقياس

طالما اننا لا نَغير بالمِقياس "الصفر" ، تغيير المِقياس يُمْكِنُ أَنْ يَكُونَ مَعْكُوس دائماً (مُلغى) بالمصفوفةِ التالية:

$$S^{-1} = \begin{bmatrix} \frac{1}{s_x} & 0 & 0 \\ 0 & \frac{1}{s_y} & 0 \\ 0 & 0 & \frac{1}{s_z} \end{bmatrix}.$$

المُنتَج $SS^{-1} = S^{-1}S = I$، 3×3 مصفوفة مطابقة.

الدوران

الدوران يُعدّلُ توجيهَ الجسمِ: ه و معقد بشكل أكثر مِنْ تغيير المقياس. سنبدأ في الدوران في الصور الثنائية الأبعادِ لانه أسهلُ ومطلوب بشكل كبير في معالجة وتمييز الصور.

الدوران في بُعدين

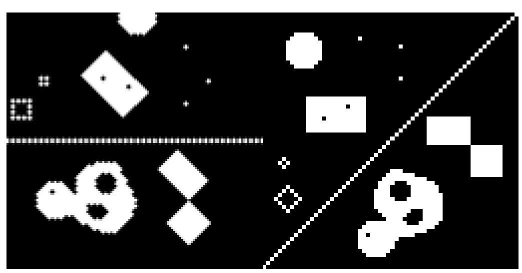
الدوران يَحرّك النقطة على طول طريق دائري مركزه في الأصلِ (المدار). هو مشكلة عِلْمِ المثلثات البسيطةِ لعرض الدوران $P = [x\ y]$ بعكس عقرب الساعة بـزاوية θ ينتج الـنقطة الجديدة $P' = [x'\ y']$ بإستعمال الصيغة التالية:

$$
\begin{aligned}
x' &= x\cos\theta - y\sin\theta \\
y' &= y\cos\theta + x\sin\theta
\end{aligned}
$$

على سبيل المثال، لنفترض ان $P = [1\ 1]$ و $\theta = \pi/2$. فإن، $P' = [-1\ 1]$ ،أنت يَجِبُ أَنْ تُوافقَ بإنه يَجاري الوصفَ بشكل صحيح.

بالطبع، نحن يُمْكِنُ أَنْ نعطي الدورانَ في شكلِ المصفوفةِ

$$
[x' \quad y' \quad 1] = [x \quad y \quad 1]\begin{bmatrix} \cos\theta & \sin\theta & 0 \\ -\sin\theta & \cos\theta & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}
$$



a) صورة أصلية؛ b) الدوران (بزاوية 45 درجة)

كود دوران الجسم بلغة البرمجة ++C

```
void rotate(int ang)
{
   int i,j,yt1,yt2,yt3,yt4,xt1,xt2,xt3,xt4;
   int x1,y1,x2,y2,x3,y3,x4,y4,x0,y0,col,xrn,xrk,yrn,yrk;
   int xm,ym,xn,yn,xk,yk,ms,e3,e4,sx,sy,flag;
   int dx1,dx2,dy1,dy2,fl1,fl2,s11,s12,s21,s22,e1,e2;
   int xp1,xp2,yp1,yp2,d,d1=128,d2=34;
   float co,si,k1x,k1y,xwk,ywk,a;
   double pi;
```

```
pi=atan(1.0)*4.0;
   for (i=0;i<=90;i++)
    val[i]=sin(((float)i*pi)/180.0);

     xm=xm1+5;
     ym=trunc((ym1+ym2)/2);
    if (ang > 360)
       ang-=(floor(ang/360)*360);
    //if (ang < 0)
       //ang=360-ang;

    if (ang >=0 && ang <= 90)
    {
         co=val[90-ang];
         si=val[ang];
         x0=trunc((xm1-xm)*aspectratio);
         y0=ym1-ym;
         x1=xm+trunc((x0*co-y0*si)/aspectratio);
         y1=ym+trunc(x0*si+y0*co);
         x0=trunc((xm2-xm)*aspectratio);
         y0=ym1-ym;
         x3=xm+trunc((x0*co-y0*si)/aspectratio);
         y3=ym+trunc(x0*si+y0*co);
         x0=trunc((xm1-xm)*aspectratio);
         y0=ym2-ym;
         x2=xm+trunc((x0*co-y0*si)/aspectratio);
         y2=ym+trunc(x0*si+y0*co);
         x0=trunc((xm2-xm)*aspectratio);
         y0=ym2-ym;
         x4=xm+trunc((x0*co-y0*si)/aspectratio);
         y4=ym+trunc(x0*si+y0*co);
         yt1=y1; yt2=y2;   yt3=y3;     yt4=y4;
         xt1=x1; xt2=x2; xt3=x3; xt4=x4;
         xw=xm1; yw=ym1; xwk=xm1; ywk=ym1;
         xrn=xm1; yrn=ym1; xrk=xm1; yrk=ym1;
         yn=ym2; xn=xm1; yk=ym1; xk=xm2;
         sx=1; sy=1; flag=1;
    }
   else
        if (ang >=91 && ang <= 180)
          {
         co=val[ang-90];
         si=val[180-ang];
         x0=trunc((xm1-xm)*aspectratio);
         y0=ym1-ym;
         x1=xm+trunc((-x0*co-y0*si)/aspectratio);
         y1=ym+trunc(+x0*si-y0*co);
         x0=trunc((xm2-xm)*aspectratio);
         y0=ym1-ym;
         x3=xm+trunc((-x0*co-y0*si)/aspectratio);
         y3=ym+trunc(x0*si-y0*co);
         x0=trunc((xm1-xm)*aspectratio);
         y0=ym2-ym;
         x2=xm+trunc((-x0*co-y0*si)/aspectratio);
         y2=ym+trunc(x0*si-y0*co);
         x0=trunc((xm2-xm)*aspectratio);
```

```
 y0=ym2-ym;
 x4=xm+trunc((-x0*co-y0*si)/aspectratio);
 y4=ym+trunc(x0*si-y0*co);
 yt1=y2;     yt2=y4;     yt3=y1; yt4=y3;
 xt1=x2; xt2=x4; xt3=x1; xt4=x3;
 xw=xm1; yw=ym2; xwk=xm1; ywk=ym2;
 xrn=xm1;yrn=ym2; xrk=xm1; yrk=ym2;
 yn=ym2; xn=xm2; yk=ym1; xk=xm1;
 sx=1; sy=-1; flag=2;
  }
else
   if (ang >=181 && ang <= 270)
     {
        co=val[270-ang];
        si=val[ang-180];
        x0=trunc((xm1-xm)*aspectratio);
        y0=ym1-ym;
        x1=xm+trunc((-x0*co+y0*si)/aspectratio);
        y1=ym+trunc(-x0*si-y0*co);
        x0=trunc((xm2-xm)*aspectratio);
        y0=ym1-ym;
        x3=xm+trunc((-x0*co+y0*si)/aspectratio);
        y3=ym+trunc(-x0*si-y0*co);
        x0=trunc((xm1-xm)*aspectratio);
        y0=ym2-ym;
       x2=xm+trunc((-x0*co+y0*si)/aspectratio);
       y2=ym+trunc(-x0*si-y0*co);
       x0=trunc((xm2-xm)*aspectratio);
       y0=ym2-ym;
       x4=xm+trunc((-x0*co+y0*si)/aspectratio);
       y4=ym+trunc(-x0*si-y0*co);
       yt1=y4; yt2=y3; yt3=y2; yt4=y1;
       xt1=x4; xt2=x3; xt3=x2; xt4=x1;
       xw=xm2; yw=ym2; xwk=xm2; ywk=ym2;
       xrn=xm2; yrn=ym2; xrk=xm2; yrk=ym2;
       yn=ym1; xn=xm2; yk=ym2; xk=xm1;
       sx=-1; sy=-1; flag=1;
        }
   else
        {
             co=val[ang-270];
             si=val[360-ang];
             x0=trunc((xm1-xm)*aspectratio);
             y0=ym1-ym;
             x1=xm+trunc((x0*co+y0*si)/aspectratio);
             y1=ym+trunc(-x0*si+y0*co);
             x0=trunc((xm2-xm)*aspectratio);
             y0=ym1-ym;
             x3=xm+trunc((x0*co+y0*si)/aspectratio);
             y3=ym+trunc(-x0*si+y0*co);
             x0=trunc((xm1-xm)*aspectratio);
             y0=ym2-ym;
             x2=xm+trunc((x0*co+y0*si)/aspectratio);
             y2=ym+trunc(-x0*si+y0*co);
             x0=trunc((xm2-xm)*aspectratio);
             y0=ym2-ym;
             x4=xm+trunc((x0*co+y0*si)/aspectratio);
```

```
                y4=ym+trunc(-x0*si+y0*co);
                yt1=y3; yt2=y1; yt3=y4; yt4=y2;
                xt1=x3; xt2=x1; xt3=x4; xt4=x2;
                xw=xm2; yw=ym1; xwk=xm2; ywk=ym1;
                xrn=xm2; yrn=ym1; xrk=xm2; yrk=ym1;
                yn=ym1; xn=xm1; yk=ym2; xk=xm2;
                sx=-1; sy=1; flag=2;
           }

if(ang==90||ang==180||ang==270||ang==360)
  {
   xp1=xt2; yp1=yt2; xp2=xt1; yp2=yt1;
  }
else
  {
   xp1=xt1; yp1=yt1; xp2=xt1; yp2=yt1;
  }
dx1 = abs(xt2 - xt1);
dy1 = abs(yt2 - yt1);
s11= sign(xt2-xt1);
s21= sign(yt2-yt1);
if (dy1 > dx1)
   {
    ms = dx1;
    dx1 = dy1;
    dy1 = ms;
    fl1 = 1;
   }
   else
    fl1  = 0;
  e1  = 2 * dy1 - dx1;
  e3 = e1;
  dx2 = abs(xt3 - xt1);
  dy2 = abs(yt3 - yt1);
  s12= sign(xt3-xt1);
  s22= sign(yt3-yt1);
  if (dy2 > dx2)
   {
    ms = dx2;
    dx2 = dy2;
    dy2 = ms;
    fl2 = 1;
    }
    else
    fl2  = 0;
 e2  = 2 * dy2 - dx2;
 e4 =e2;
 if(flag==1)
  {
    k1y=(float)d2/dx1;
    k1x=(float)d1/dx2;
  }
  else
  {
    k1y=(float)d1/dx1;
    k1x=(float)d2/dx2;
  }
```

```
k1y=(float)k1y*sy;
k1x=(float)k1x*sx;
           for(y=yp1;y<yt4-1;y++)
             {
               while(yp1==y || yp2==y)
               {
               robekt1(xp1,xp2,xrn,yrn,xrk,yrk,ang,yt2);
                 if(yp1==y)
                 {
                    if(y<yt2)
                    {
                         if(flag==1)
                           {
                          yw=yw+k1y;
                          yrn=(int)yw;
                          xrn=xn;
                          }
                           else
                          {
                            xw=xw+k1x;
                            xrn=(int)xw;
                            yrn=yn;
                          }
                          while ( e1 >=  0)
                              {
                                 if (fl1==1)
                                 xp1 = xp1 + s11;
                                  else
                                 yp1 = yp1 + s21;
                             e1 = e1 - 2 * dx1;
                               }
                           if (fl1== 1)
                              yp1= yp1 + s21;
                           else
                              xp1 = xp1 + s11;
                           e1 = e1 + 2 * dy1;
                       }
                        if((y>=yt2&&y<=yt4)&&(y<=dx2+yt2))
                      {
                       if(flag==1)
                        {
                         xw=xw+k1x;
                         xrn=(int)xw;
                         yrn=yn;
                         }
                         else
                          {
                          yw=yw+k1y;
                          yrn=(int)yw;
                          xrn=xn;
                           }
                            while ( e4 >=  0)
                             {
                                 if (fl2==1)
                                   xp1 = xp1 + s12;
                                 else
                                    yp1 = yp1 + s22;
```

```
              e4 = e4 - 2 * dx2;
               }
              if (fl2== 1)
                 yp1= yp1 + s22;
             else
                 xp1 = xp1 + s12;
              e4 = e4 + 2 * dy2;
      }
  }
 if(yp2==y)
  {
    if(y<yt3)
    {
     if(flag==1)
      {
     xwk=xwk+k1x;
     xrk=(int)xwk;
     yrk=yk;
     }
     else
     {
      ywk=ywk+k1y;
      yrk=(int)ywk;
      xrk=xk;
     }
     while ( e2 >=  0)
         {
           if (fl2==1)
            xp2 = xp2 + s12;
           else
            yp2 = yp2 + s22;
           e2 = e2 - 2 * dx2;
          }
      if (fl2== 1)
         yp2= yp2 + s22;
       else
         xp2 = xp2 + s12;
       e2 = e2 + 2 * dy2;
      }
 if(y>=yt3&&y<=yt4)
 {
   if(flag==1)
   {
     ywk=ywk+k1y;
     yrk=(int)ywk;
     xrk=xk;
   }
   else
   {
     xwk=xwk+k1x;
     xrk=(int)xwk;
     yrk=yk;
   }
   while ( e3 >=  0)
   {
      if (fl1==1)
        xp2 = xp2 + s11;
```

```
              else
                  yp2 = yp2 + s21;
             e3 = e3 - 2 * dx1;
            }
            if (fl1== 1)
               yp2= yp2 + s21;
             else
               xp2 = xp2 + s11;
             e3 = e3 + 2 * dy1;
          }
        }
        }
      }
}
```

مدار الدوران

بالأساس نقطة المدارَ الأصلُ $o = [0\,0\,0]$ ، لَكنَّنا يُمْكِنُ أَنْ نأخذ لمدار إعتباطي $P = [x_p\; y_p]$ بإستعمال ثلاثة خطوات مُعالجة مشابهة لتلك التي في حالة تغيير المقياس وذلك حول نقطة ثابتةِ إعتباطيةِ.

- السحب $P = [x_p\; y_p]$ إلى $O = [0\,0]$
- الدوران بالزاوية θ
- السحب $0 = [0\,0]$ إلى $P = [x_p\; y_p]$

الدوران في ثلاثة أبعادِ

تدار النقاطِ في الأبعادِ الثلاث حول محورِ، الذي هو خَطّ في الفضاءِ الثلاثي الأبعادِ. هناك محاور اساسية ثلاثة: x , y، وz. نَفترضُ ان النظام منسّق من الناحية اليمنى، بالإخذ بالإعتبار ان الدورانِ الإيجابيِ هو بعكس عقارب الساعة.
دوران $P = [x\; y\; z]$ حول محور z بزاوية θ ينتج نقطة جديدة $P' = [x'\; y'\; z']$ حيث

$$\begin{aligned} x' &= x\cos\theta - y\sin\theta \\ y' &= x\sin\theta + y\cos\theta \\ z' &= z \end{aligned}$$

أَو في ترقيمِ المصفوفةِ

$$[x'\; y'\; z'] = [x\; y\; z]\begin{bmatrix} \cos\theta & \sin\theta & 0 \\ -\sin\theta & \cos\theta & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} = [x\; y\; z]R_z = [x\; y\; z]R_{xy}.$$

إنّ الترقيمَ Rz و Rxy يَقْصد أَنْ يَكُون متعلق بالذاكرة   لـلدوران حول z و الدوران من   x نحو y. الدوران $P = [x\ y\ z]$ حول الاحداثي x بالزاوية θ ينتج نقطة جديدة $P' = [x'\ y'\ z']$ حيث

$$
\begin{aligned}
x' &= x \\
y' &= y\cos\theta - z\sin\theta \\
z' &= y\sin\theta + z\cos\theta
\end{aligned}
$$

أَو في ترقيمِ المصفوفةِ

$$
[x'\ y'\ z'] = [x\ y\ z]\begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & \cos\theta & \sin\theta \\ 0 & -\sin\theta & \cos\theta \end{bmatrix} = [x\ y\ z]R_x = [x\ y\ z]R_{yz}.
$$

الدوران $P = [x\ y\ z]$ حول الإحداثي y بزاوية θ ينتج نقطة جديدة $P' = [x'\ y'\ z']$ حيث

$$
\begin{aligned}
x' &= x\cos\theta + z\sin\theta \\
y' &= y \\
z' &= -x\sin\theta + z\cos\theta
\end{aligned}
$$

أَو في ترقيمِ المصفوفةِ

$$
[x'\ y'\ z'] = [x\ y\ z]\begin{bmatrix} \cos\theta & 0 & -\sin\theta \\ 0 & 1 & 0 \\ \sin\theta & 0 & \cos\theta \end{bmatrix} = [x\ y\ z]R_y = [x\ y\ z]R_{zx}.
$$

زوايا الدورانِ حول المحاور الاساسية تَدْعى زوايا *Euler*.

معكوس الدوران

معكوس الدوران بزاوية θ يُمْكِنُ أَنْ يُخْلَقَ بالدوران بزاوية $-\theta$ ، لكن هذه لَيستَ أفضل طريقةٍ. لنفترض المُعرفات المثلثاتية :

$$
\begin{aligned}
\cos(-\theta) &= \cos\theta \\
\sin(-\theta) &= -\sin\theta
\end{aligned}
$$

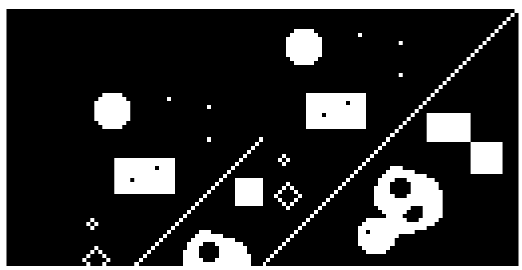
إذا نحن نضيف هذا إلى الدورانِ الإعتباطي مِنْ المعادلةِ (1)، فإننا سَتَرى بأنّ معكوس *R* هو النقل لـ R . هذه ملاحظةُ مهمةُ.

النقل (السحب، التحريك)

يُغيّرُ السحب موقعَ الجسمِ. السحب الصافي (ثلاثي الأبعاد) لا يُمْكن أنْ يُطبّقَ بإستعمال المصفوفة $3\times$: هي خريطةُ
تقويبِ. نحن يَجِبُ أَنْ نُعدّلَ فكرتَنا عن النقطة لتطبيق السحب. أي نقطة ثلاثية الأبعاد $P = [x\ y\ z]$ سَتُضمّنُ في الفضاءِ المتجانسِ الثلاثي الأبعادِ. الآن، المنسّق المتجانس w سَيكونُ عِنْدَهُ القيمةَ الثابتةَ 1. هذا يَسْمحُ لنا لتَطبيق السحب بإستعمال المصفوفاتَ 4×4 ، بشكل خاص، المصفوفة

$$T = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 \\ t_x & t_y & t_z & 1 \end{bmatrix}$$

تسحب (تنقل) النقطةُ $P_h = [x\ y\ z\ 1]$ إلى النقطةِ $P_h' = [x + t_x\ y + t_y\ z + t_z\ 1]$.



a) صورة أصلية؛ b) السحب

كود سحب الجسم بلغة البرمجة ++C

```
void translate(int dx,int dy)
{
 int ii,jj,col;
        xm1+=dx;
        ym1+=dy;
        xm2+=dx;
        ym2+=dy;
             for(y=ym1;y<=ym2;y++)
             {
               jj=y-ym1;
               for(x=xm1;x<xm2;x++)
               {
                   ii=x-xm1;
                   col=mm[ii][jj];
                   if(col==0 )
                   {
                    col=cc[ii][jj];
                    putpixel(x,y,col);
                    }
```

```
            }
        }

}
```

معكوس السحب

لإلْغاء السحب $t_x,\ t_y,\ t_z$ نستعملِ، المصفوفة التالية:

$$T^{-1} = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 \\ -t_x & -t_y & -t_z & 1 \end{bmatrix}.$$

نحن يُمْكِنُ أَنْ نُكملَ تغيير القيَاْس الآن حول نقطة ثابتةِ إعتباطيةِ و الدوران حول مدارِ إعتباطيِ. ل تغيير القيَاْس $F = [x_f\ y_f\ z_f]$ نستعملِ، تركيب المصفوفاتِ التالية :

$$\begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 \\ -x_f & -y_f & -z_f & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} s_x & 0 & 0 & 0 \\ 0 & s_y & 0 & 0 \\ 0 & 0 & s_z & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 \\ x_f & y_f & z_f & 1 \end{bmatrix}$$

التي تعطي :

$$\begin{bmatrix} s_x & 0 & 0 & 0 \\ 0 & s_y & 0 & 0 \\ 0 & 0 & s_z & 0 \\ x_f(1-s_x) & y_f(1-s_y) & z_f(1-s_z) & 1 \end{bmatrix}.$$

لذا نقطةً تغيير القياس $[x\ y\ z\ 1]$ تُصبحُ

$$[x'\ y'\ z'\ 1] = [x\ y\ z\ 1] \begin{bmatrix} s_x & 0 & 0 & 0 \\ 0 & s_y & 0 & 0 \\ 0 & 0 & s_z & 0 \\ x_f(1-s_x) & y_f(1-s_y) & z_f(1-s_z) & 1 \end{bmatrix} \qquad (2)$$

$$= [xs_x + x_f(1-s_x) \quad ys_y + y_f(1-s_y) \quad zs_z + z_f(1-s_z)\ 1] \qquad (3)$$

بطريقةٍ مماثلة يُمْكِنُ أَنْ نُقَرّرَ بأنّ الدورانِ حول $R = [x_r\ y_r]$ يُؤدّي مدارُ إليه

$$
\begin{aligned}
x' &= x_r + (x - x_r)\cos\theta - (y - y_r)\sin\theta \\
y' &= y_r + (y - y_r)\cos\theta + (x - x_r)\sin\theta
\end{aligned}
$$

الإدراك الحسي

الكثيرُ من تطبيقاتِ المعالجة مُعدة لإنْتاج الصورِ الّتي ستُشاهد مِن قِبل المراقبين البشريينِ (على سبيل المثال، أتمتة التفتيش الصناعي.) لذا من المُهمِ فَهْم الخصائصِ والحدود (التقييدات) في النظامِ البصريِ الإنسانيِ -- لفَهْم "مستلمِ" الإشارات ثنائية الابعاد. منذ البداية من المُهمِ إدْراك التالي:

- النظام البصري الإنساني لَيسَ مفهومَ بشكل جيد جداً،
- لا يُوجدُ إجراءَ موضوعيَ للحُكْم على نوعيةِ الصورةِ الذي يُقابلُ التقييمَ الإنسانيَ بالنسبة لنوعيةِ الصورةِ،،
- لايوج مراقب إنساني "مثالي".

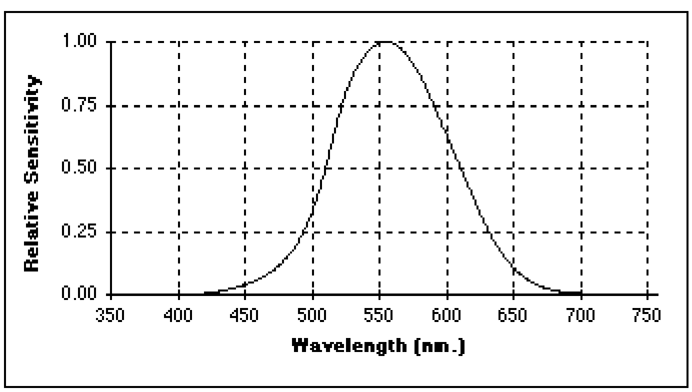
على الرغم من هذا، بحث في الإدراك الحسي النفْسي زوّدَ ببعْض البصائرِ المهمةِ عن النظامِ البصري.

حسّاسية السطوعِ

هناك عِدّة طرق لوَصْف حسّاسيةِ النظامِ البصريِ الإنساني. للبَدْء، دعنا نَفترضُ بأنّ المنطقة المتجانسة في الصورةِ لَها كثافةُ كدالة طولِ الموجة (اللون) المعطاةُ بـ $l(\lambda)$. دعنا نَفترضُ بأنّ $l(\lambda) = I_o$ ، ثابت.

حسّاسية طولِ الموجة

الكثافة المحسوسة كدالة لـ λ ، الحسّاسية الطيفية، ل"مراقب مثالي" موضحة في الرسم رقمِ 11. من الواضح من الرسم ان حدود الرؤية عند الانسان تقع بين اطوال الموجات 430-690 وخارج ذلك لايمكن ان يرى. يقول الله تعالى في كتابه الكريم " وكشفنا عنه غطاءه فبصره اليوم حديد" بمعنى ان مجال الرؤية سيتوسع بشكل اكبر يوم القيامة ليساوي اطوال الموجات لعنصر الحديد.



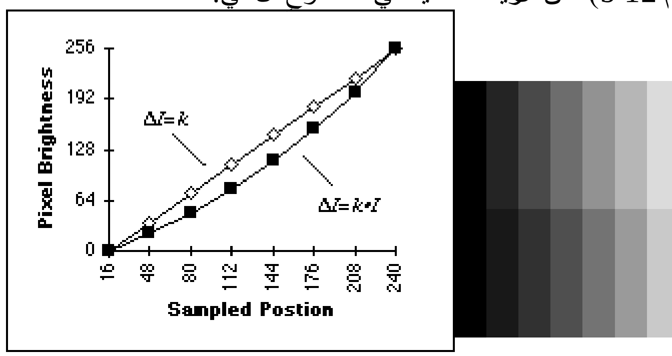
الرسم 11: الحسّاسية الطيفية للمراقبِ الإنسانيِ "المثاليِ"

حسّاسية التحفيزِ

إذا الكثافةِ الثابتةِ (السطوع) I_o تُسْمَحُ بالتَفَاوُت فإنه، لتقريب جيد، رد الفعل البصري، R، هو نسبيُ إلى لوغاريتمِ الكثافةِ. هذا معروف بقانونِ Weber-Fechner:

$$R = \log(I_o)$$

هذه النتائجَ سهلة للتَصور. نلاحظ ان التدرجات في السطوع، $\Delta R = k$, ، تتَطلّبُ بأنّ السطوعَ الطبيعيَ (المحفّز) يَزِيدُ تصاعدياً. هذا مُوضح في الرسم رقمِ 12 ab.
الخَطّ الأفقي خلال الجزءِ الأعلى للرسم 12 a يُظْهر الزيادة الخطيّة في السطوعِ الهدف (رسمِ 12 b) لكن الزيادة لوغاريتمية في السطوعِ الذاتي. الخَطّ الأفقي خلال الجزءِ السفلي للرسمِ 12 a يُظْهر زيادةً أسّيةً في السطوعِ الهدف (رقم 12 b) لكن الزيادة خطيّة في السطوعِ الذاتي.

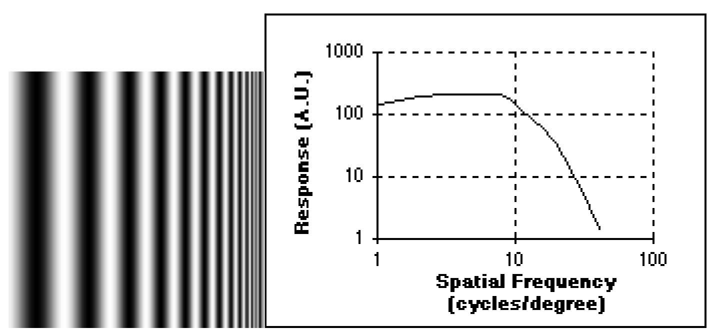


الرسم رقم 12 a، b

إنّ تأثيرَ موجات Mach واضح في الرسم رقمِ 12 a. بالرغم من أن السطوعِ الطبيعي ثابتُ عبر كُلّ شريط عمودي، يُدركُ المراقبَ الإنسانيَ "الحدود الدنيا" و"العليا" من السطوعِ والذي يعتبر فيزيائيا حافة الخطوةِ. هكذا، مباشرةً قبل الخطوة، نَرى نقصان طفيف في السطوع بالمقَارنَة مع القيمةِ الطبيعيةِ الحقيقيةِ. بَعْدَ الخطوةَ نَرى زيادة طفيفة في السطوعِ بالمقَارنَة مع القيمةِ الطبيعيةِ الحقيقيةِ. إنّ التأثيرَ الكليَّ واحد من الزيادة، المحلية، المحسوسةِ في حافة الخطوةِ من السطوعِ.

حسّاسية الترددِ المكانيةِ

إذا الكثافةِ الثابتةِ (السطوع) I_o مُسْتَبْدل بمشبك جيبي (sinusoidal) بزيَادَة الترددِ المكاني (الرسم رقم 13 a)، فإنه محتملُ لتَقْرير حسّاسيةِ الترددِ المكانيةِ. إنّ النتيجةَ تظْهر في الرسم رقمِ 13 b.



رقم 13 a ، b إختبار حسّاسيةَ الترددِ المكانيةِ

لتَرْجَمَة هذه البياناتِ إلى الشروطِ المتداولة، نأخذ شاشة حاسوبِ "مثاليةِ" ونراقب من مسافةِ 50 سنتيمترِ. التردد المكاني الذي سَيَعطي رَدَّ أقصى يقع في 10 دوراتِ لكلّ درجةِ. (انظر الرسم 13 .b) الدرجة الواحدة في 50 سنتيمترِ تتحول إلى $50 \tan(1\deg.) = 0.87$ سنتيمتر على شاشةِ الحاسوبَ. هكذا التردد المكاني للرَدِّ الأقصى f_{max} = 10 cycles/0.87 cm = 11.46 دورة / سنتيمتر بالنسبة لمسافةِ النَظْر هذه. بتَوْجَمَة هذا إلى الصيغة العامّة تَعطي:

$$f_{\max} = \frac{10}{d \bullet \tan(1^\circ)} = \frac{572.9}{d} \quad cycles / cm$$

حيث d = مسافةَ النظر المقاسة بالسنتيمتراتِ.

حسّاسية اللونِ

فهم اللونِ عند البشر موضوعُ معقّدُ جداً. نحن يُمْكِنُ أَنْ نُقدّمُ هنا فقط مقدمة قصيرة. إنّ الفهمَ الطبيعيَ للونِ مستند على صبغاتِ اللونَ الثلاث في شبكيّةِ العين.

المراقب القياسي

بالإستنادِ على المقاييسِ النفسية – الفيزيائية ، أقواس قياسية تُبنّيتْ من قبل CIE (Commission Internationale de l'Eclairage) (اللجنةِ العالمية للمقاييس) بينما تنحني الحسّاسيةَ للمراقبِ "المثالي" للصبغاتِ" الثلاث $\bar{x}(\lambda)$, $\bar{y}(\lambda)$, and $\bar{z}(\lambda)$. هذه يُوضح في الرسم رقمِ 14. هذه لَيستْ خصائصَ إمتصاصِ الصبغةِ الفعليةِ الموَجودة في شبكيّةِ العين الإنسانيةِ "القياسيةِ" لكن أقواسَ الحسّاسيةِ بالأحرى إشتقّتْ مِنْ البياناتِ الفعليةِ.

$\bar{x}(\lambda)$

الرسم 14: أقواس حسّاسيةِ لونِ المراقبِ القياسيةِ.

لمنطقةِ متجانسةِ إعتباطيةِ من الصورةِ التي لَها كثافةُ كوظيفة طولِ الموجة (اللون) المعطاة بـ $I(\lambda)$ ، الردود الثلاثة تسَمى قِيَمَ التحفيز:

$$X = \int_0^\infty I(\lambda)\bar{x}(\lambda)d\lambda \qquad Y = \int_0^\infty I(\lambda)\bar{y}(\lambda)d\lambda \qquad Z = \int_0^\infty I(\lambda)\bar{z}(\lambda)d\lambda$$

الإحداثيات اللونية من CIE

الإحداثيات اللونية التي تصِفُ معلوماتَ اللونِ المحسوسةِ مُعَرَّف ك:

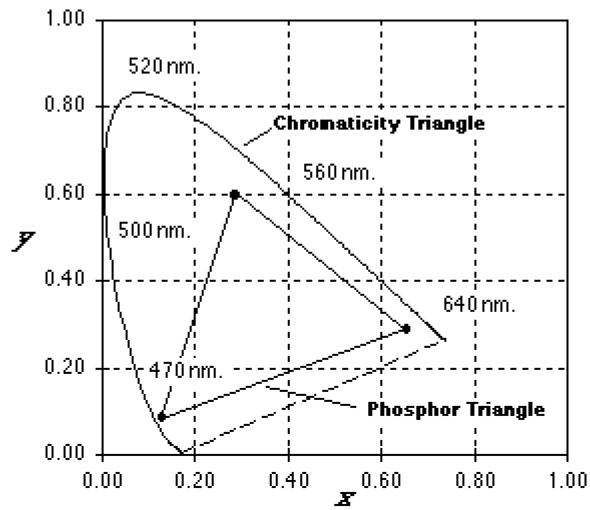
$$x = \frac{X}{X+Y+Z} \qquad y = \frac{Y}{X+Y+Z} \qquad z = 1-(x+y)$$

إنّ إحداثي اللون الأحمر مُعطى مِن قِبل x وإحداثي اللون الأخضر مِن قِبل y. إنّ قِيَمَ المحفزات خطيّة في $I(\lambda)$ وهكذا معلومات الكثافةِ المُطلقةِ فُقِدتْ في حسابِ اللون في الإحداثيات {x ,y}. كُلّ توزيعات اللونِ، $I(\lambda)$، التي تظْهرُ للمراقبِ كوجود نفس اللونَ مما يعني سَيكونُ له نفس إحداثيات اللون.

إذا إستعملنا مصدر متناغم للونِ الصافي (مثل الليزر)، فإن الكثافة يُمْكِنُ أَنْ تُشكّلَ كالتالي

$$I(\lambda) = \delta(\lambda - \lambda_o)$$

مع $\delta(*)$ كوظيفة الإندفاعَ. مجموعة إحداثيات اللون { x ,y} الذي سَيُولّدُ بتَفَاوُت λ_o يَعطي مثلث اللون من CIE كالمعروض في الرسم رقمِ 15.



الرسم 15: مخطط اللون CIE الذي يَحتوي على مثلث اللون المرتبطَ بألوانِ طيفيةِ صافيةِ والمثلثِ الفوسفوري المرتبط بـCRT.

الألوان الطيفية الصافية على طول حدودِ مثلثِ اللون. كُلّ الألوان الأخرى داخل المثلثِ. إنّ الإحداثيات اللونية لبَعْض المصادرِ القياسيةِ معطاة في الجدول رقم 6.

المصدر	X	Y
اللمبة الفلورية (النيون)، 4800 deg.K	0.35	0.37
الشمس، 6000 deg.K	0.32	0.33
الفوسفور الاحمر	0.68	0.32
الفوسفور الاخضر (كبريتات الزنك مع الكادميوم)	0.28	0.60
الفوسفور الازرق (كبريتات الزنك)	0.15	0.07

جدول 6: الإحداثيات اللونية للمصادرِ القياسيةِ.

وصف اللونِ على أساس الإحداثيات اللونية لا يَسْمحَ فقط بتحليلِ اللونِ لكن يُزوّدُ بتقنيةِ التركيب أيضاً. إستعمال خَلِيْط مِنْ مصدري لونِ، هو محتملُ لتَوليد أيّ مِنْ الألوانِ على طول الخَطِّ الذي يُوصلُ إحداثياتهم اللونية. بما اننا لا يُمكنُ أَنْ نَأْخُذَ عدد سلبي مِنْ الفوتوناتِ، هذا يَعْني معاملاتَ الخَلْط يَجِبُ أَنْ تَكُونَ إيجابيةَ. إستعمال مصادرِ اللونِ الثلاثة مثل الأحمرِ، الأخضر، والأزرق الفوسفورية مع شاشات CRT يُؤدّي إلى مجموعةِ الألوانِ المعرّفةَ بداخلِ "مثلث الفوسفور" الموضح بالرسم رقمِ 15.

الصيغ للتَحويل مِنْ قِيَمِ التحفيز (X,Y,Z) إلى CRT المشهورة (R,G,B) والعكسية مُعطى مِن قِبل:

$$\begin{bmatrix} R \\ G \\ B \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1.9107 & -0.5326 & -0.2883 \\ -0.9843 & 1.9984 & -0.0283 \\ 0.0583 & -0.1185 & 0.8986 \end{bmatrix} \bullet \begin{bmatrix} X \\ Y \\ Z \end{bmatrix}$$

و

$$\begin{bmatrix} X \\ Y \\ Z \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0.6067 & 0.1736 & 0.2001 \\ 0.2988 & 0.5868 & 0.1143 \\ 0.0000 & 0.0661 & 1.1149 \end{bmatrix} \bullet \begin{bmatrix} R \\ G \\ B \end{bmatrix}$$

طالما موقع اللون (X,Y,Z) داخل مثلثِ الفوسفور في الرسمِ رقمِ 15، فإن قِيَم R, G, B ممكن ان تَحْسُب الصيغ المعطاة اعلاه. من الخاطئُ إفتِراض ان إزاحة صغيرة في أي مكان من المخططِ اللوني (رقم 15) سَتُنتجُ بشكل متناسب تغيير في اللونِ المحسوسِ. الفضاء اللوني مُشتَقّ بشكل تجريبي حيث أنَّ هذه الخاصية قُرّبَ فضاء (u',v'):

$$u' = \frac{4x}{-2x + 12y + 3} \qquad v' = \frac{9y}{-2x + 12y + 3}$$

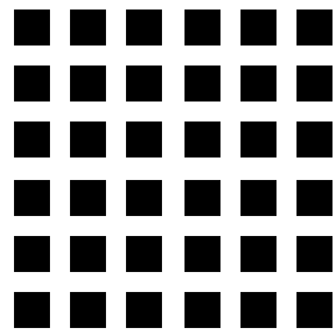
and

$$x = \frac{9u'}{6u' - 16v' + 12} \qquad y = \frac{4v'}{6u' - 16v' + 12}$$

التغيير البسيط تقريباً في أي مكان من (u', v') نتتج تغييرات على حد سواء في الألوانِ المحسوسةِ من الفضاء اللوني.

الخداع البصري

إنّ وصفَ النظامِ البصريِ الإنساني المشروح اعلاه، مدروج في شروطِ الهندسة القياسيةِ. هذه يُمْكِنُ أَنْ يَقُودَ للإسْتِنْتاج بأنّ هناك معرفة كافية عَنْ النظامِ البصريِ الإنساني للسَماح بنمذجة النظامِ البصريِ بتقنياتِ تحليلِ الأنظمة القياسيةِ. مثال بسيط مِنْ الخداع البصري، انظر الرسم رقمِ 16، يُوضح بِأَنَّ نظرةِ هذا النظامِ سَتَكُونُ نتيجة مفرطة في التبسيط. مثل هذه النماذجِ يَجِبُ فقط أَنْ تُستَعملَ بالعنايةِ البالغةِ.



الرسم 16: الخداع البصري

يُقنعُ وهمُ القِيَمِ الرماديةِ العينِ بينما يَعْرفُ الدماغَ انها غير موجودة. أبعد من هذا، هناك إحساس التغييرِ الدينام يكي للصورةَ، جزئياً، بالنسبة إلى حركاتِ العينِ.

الخوارزميات

في هذا القسمِ نحن سَنَ ناقش العملياتَ الأساسية لمعالجة الصور الرقميةِ. هذه العملياتِ يُمْكِنُ أَنْ تُقسّمَ إلى أربعة أصنافِ:

- عمليات مستندة على مخطط مسقط الصورةَ الإحصائي،
- عمليات مستندة على الرياضياتِ البسيطةِ،
- عمليات مستندة على الإلتواءِ،
- عمليات مستندة على عِلْمِ الصرفِ الرياضي.

بشكل أعمق، هذه العملياتِ يُمْكِنُ أيضاً أَنْ تُوْصَفَ من ناحية تطبيقِهم كعملي ات على النقطةِ، عمليات محليّة، أو عمليات واسعة كما وُصِفتْ في قسمِ سابق.

العملياتالمستندة على مخطط مسقط الصورة الإحصائي

صنف مهم مِنْ عملياتِ النقطةِ المستند على التعامل مع مخطط مسقط الصورةِ الإحصائي أَو مخطط مسقط منطقةِ إحصائي. إنّ الأمثلةَ الأكثر أهميةً مَوْصُوفة اسفلا.

بسط التغايرْ في تركيز اللون

في الكثير من الاحيان، تكون الصورة مقروءة ضوئياً بطريقة ما بحيث أنّ قِيَم السطوع الناتجةِ لا تَستفيدُ استفادة تامة مِنْ المدى الدينامِيكِي المتوفرِ. هذا يُمْكِنُ أَنْ يُلاحظَ بسهولة في مخطط المسقط الإحصائي مِنْ قِيَمِ السطوعَ الموضحة في الرسم رقمِ 7. ببسط مخطط الإسقاط الإحصائي على المدى الدينامِيكِي المتوفرِ فإننا نقوم بتَصحيح هذه الحالةِ. إذا الصورةِ تنتقل مِنْ السطوع 0 إلى السطوع 2^B-1، فإنه عموماً يمكن تحديد قيمة 0 % (أَو الحَدّ الأدنى) إلى القيمةِ 0 وقيمة 100 % (أَو الحَدّ الأعلى) إلى القيمةِ 2^B-1. إنّ التحويلَ الملائمَ مُعطى بالصيغة التالية:

$$b[m,n] = \left(2^B - 1\right) \bullet \frac{a[m,n] - \text{minimum}}{\text{maximum} - \text{minimum}}$$

هذه الصيغةِ، على أية حال، يُمكنُ أَنْ تكُونَ حسّاسةَ جداً بالنسبة إلى النقاط الواقعة خارج الجسم. النسخة الأقل حساسية والاكثر عمومية مُعطيةُ بالصيغة التالية:

$$b[m,n] = \begin{cases} 0 & a[m,n] \le p_{\text{low}}\% \\ \left(2^B - 1\right) \bullet \dfrac{a[m,n] - p_{\text{low}}\%}{p_{\text{high}}\% - p_{\text{low}}\%} & p_{\text{low}}\% < a[m,n] < p_{\text{high}}\% \\ \left(2^B - 1\right) & a[m,n] \ge p_{\text{high}}\% \end{cases}$$

في هذه النسخةِ الثانيةِ نحن قَدْ نَختارُ 1 % و 99 % قِيَم $p_{low}\%$ و $p_{high}\%$ ، على التوالي، بدلاً مِنْ 0 % و 100 % القِيَم المعطاة في المعادلة السابقة . من المحتملُ أيضاً لتَطبيق عمليةِ إمْتِداد التغاير على قاعدة مناطقية بإستعمالُ مخطط المسقط الإحصائي مِنْ منطقة لتَقْرير الحدودِ الملائمةِ للخوارزميةِ. نُلاحظة ان في المعادلة من المحتملُ لقَمْع التعبيرِ 2^B-1 ويُعدل مدى السطوعَ ببساطة إلى $1 \Leftarrow b[m,n] \Leftarrow 0$. هذا يَعْني تَمْثِيل سطوع النقطةِ النهائيِ لقيم حقيقيةِ بدلاً مِنْ أعداد صحيحةِ، لكن سرعة الحاسوبَ الحديثَ وسعةَ ذاكرته تَجْعلُ هذه العمليةِ سهلةَ جداً.

المساواة

عندما نريد مُقَارَنَة إثنين أَو اكثر من الصورِ على قاعدة معيّنة، مثل القوامِ (البنية الخارجية للجسم)، من شائع اولا ان نعدل مخططات اسقاطتهم الإحصائيةِ إلى مخطط الإسقاط الإحصائي القياسي (المعياري). هذه العملية يُمكنُ أَنْ تَكُونَ مفيدةَ خصوصاً عندما يتم إدخال الصورَ في الظروفِ المختلفةِ (على سبيل المثال،عند مضاهاة التواقيع، يجب ان تغير مقاييس الصور المدخلة الطول x العرض لتكون متساوية لكل الصور المخزنة والمعالجة) . إنّ تقنيةَ تعديل مخطط المسقط الإحصائي الأكثر شيوعاً هي مساواةُ مخطط المسقط الإحصائي حيث نُحاولُ تَغيير المسقط الإحصائي من خلال إستعمالِ الدالة $b = f(a)$ إلى مخطط إسقاط إحصائي الذي يعتبر ثابت لكُلّ قِيَم السطوع. هذا يُقابلُ توزيع السطوعِ حيث كُلّ القِيَم محتملة على حد سواء. لسوء الحظ، لصورةِ إعتباطيةِ، نحن يُمْكِنُ فقط أَنْ نُقرّبُ هذه النتيجةِ.

لدالة "مناسبة" $f(*)$ العلاقة بين وظيفةِ سعة الإحتمالِ المدخل، وظيفة سعة الإحتمالِ الناتجَ، والدالة $f(*)$ مُعطاةُ بالصيغة التالية:

$$p_b(b)db = p_a(a)da \quad \Rightarrow \quad df = \frac{p_a(a)da}{p_b(b)}$$

مِنْ المعادلة نَرى بأنّ "المناسبةِ" تعني بأنّ (*) f قابلة للإختلاف وان $df/da>=0$. لمساواةِ مخطط الإسقاط الإحصائي نَرْغبُ بأن (ثابت = $p_b(b)$) وهذا يَعْنِي التالي:

$$f(a) = \left(2^B - 1\right) \bullet P(a)$$

حيث أنَّ $P(a)$ دالة توزيع الإحتمالَ المعرّففي قسمِ أخر وصوّرتْ في الرقمِ 7 a. بكلمة أخرى، دالة توزيعِ الإحتمالِ المُثَبَّتة المعدلة مِنْ 0 إلى 2^B-1 هي جدول المشاهدةَ المطلوب لمساواةِ مخطط الإسقاط الإحصائي. الصور 22 توضح تأثيرَ إمْتِداد تركيز الإشارة ومساواةِ مخطط الإسقاط الإحصائي على صورة قياسية. إجراء المساواةِ يُمْكِنُ أيضاً أَنْ يُطبّقَ على قاعدة مناطقية.

رقم 22 a الصورة الاصلية، b بسط تغاير تركيز الإشارة ، c مساواة مخطط الإسقاط

العمليات الاخرى التي أساسها مسقط إحصائي

مخطط المسقط الإحصائي المشتقَّ مِنْ منطقة محليّة يُمْكِنُ أيضاً أَنْ يُستَعملُ لدفع المرشحاتِ (الفلاتر) المحليّةِ التي سَتُطَبق على تلك المنطقةِ. تَتضمّنُ الأمثلةُ مرشحات حَدّ أدنى ، تَرْشيح متوسط، وتَرْشيح أقصى. سيتم مناقشة المرشحات بشكل مفصل في الباب الخاص بالمرشحات.

العمليات المستندة على الرياضيات

- عمليات ثنائية
- عمليات أساسها الحساب

نُميّزُ في هذا القسمِ بين الحسابِ الثنائي والحسابِ العاديِ. في الحالةِ الثنائيةِ هناك قيمتا سطوعِ " 0" "1". في الحالةِ العاديةِ تَبْدأُ بقيم سطوع 2^B أو مستويات، لكن معالجة الصور يُمْكِنُ أَنْ نُولّدَ المزيد مِنْ المستويات بسهولة. لهذا السبب العديد مِنْ الأنظمةِ البرامجِية تُزوّدُ بتمثيل 16 أو 32 خانة لسطوعِ النقطةِ لكي تَتفادى المشاكلَ بالفيضِ الحسابي.

العمليات الثنائية

عمليات مستندة على الثنائيةِ (المنطق البوولي او الجبر المنطقي) هي شكل حسابي يعتبر القاعدة لمجموعة أدوات قويَّة التي سَنُناقش هنا، فهي عِلْم صرف رياضي. إنّ العملياتَ الموضحة اسفلا هي عملياتَ على النقطةِ وهذا يسمح بتَشْكِيلة التطبيقاتِ الكفوءةِ من ضمن ذلك جداول المشاهدةِ البسيطةِ. إنّ مجموعة الرموز القياسيّ للمجموعةِ الأساسيةِ للعملياتِ الثنائيةِ، هي التالية:

NOT	$c = \bar{a}$
OR	$c = a + b$
AND	$c = a \bullet b$
XOR	$c = a \oplus b = a \bullet \bar{b} + \bar{a} \bullet b$
SUB	$c = a \setminus b = a - b = a \bullet \bar{b}$

إنّ النتيجةَ بأنّ كُلّ عملية تطبيقيةُ تتم على أساس نقطةِ بنقطة. على سبيل المثال، إنّ تعريفَ كُلّ عملية:

NOT	
a	
0	1
1	0
input	output

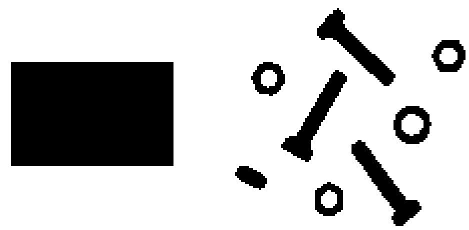
OR	b	
a	0	1
0	0	1
1	1	1

AND	b	
a	0	1
0	0	0
1	0	1

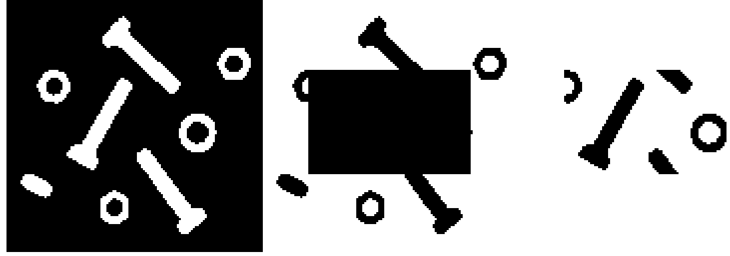
XOR	b	
a	0	1
0	0	1
1	1	0

SUB	b	
a	0	1
0	0	0
1	1	0

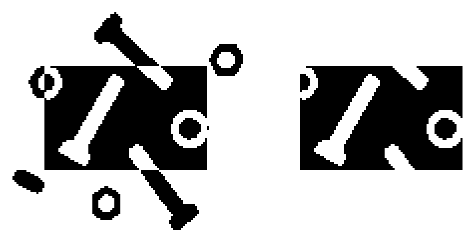
هذه العملياتِ مُوضحة في الرسم رقمِ 23 حيث أنَّ القيمة الثنائية "1" أُظهرت في الأسودِ والقيمةِ "0" في الأبيضِ.



a) Image *a* b) Image *b*



c) NOT(*b*) = $\bar{b}$ **d)** OR(*a*,*b*) = *a* + *b* **e)** AND(*a*,*b*) = *a* * *b*
b **g)** SUB(*a*,*b*) = *a* \ *b*⊕**f)** XOR(*a*,*b*) = *a*



الرسم 23: أمثلة على عملياتِ النقطةِ الثنائيةِ المُخْتَلِفةِ.

عملية (*)SUB يُمكنُ أَنْ تَكُونَ مفيدةَ جداً عندما تمثل الصورةَ a منطقة الإهتمامِ التي نُريدُ تَحليل ها بشكل منظّم والصورةَ b تُمثّلُ الأجسامَ التي، تم تحليلها، يُمْكِنُ أَنْ تَكُونَ مَنْبُوذة الآن، تلك المَطْرُوحةُ، مِنْ المنطقةِ.

عمليات أساسها الحساب

عمليات نقطةِ القيمةِ الرماديةِ (اللون) التي تُشكّلُ القاعدةَ لمعالجة الصور بالإستناد على الرياضياتِ العاديةِ وتَتضمّنُ:

Operation	*Definition*	*preferred data type*
ADD	c = a + b	integer
SUB	c = a - b	integer
MUL	c = a * b	integer or floating point
DIV	c = a / b	floating point
LOG	c = log(a)	floating point
EXP	c = exp(a)	floating point
SQRT	c = sqrt(a)	floating point
TRIG.	c = sin/cos/tan(a)	floating point
INVERT	$c = (2^B - 1) - a$	integer

جدول رقم 8 العمليات على اساس الرياضيات العادية

عمليات أساسها الإلتواء

- خلفية
- إلتواء في المجالِ المكاني
- إلتواء في مجالِ الترددَ

الإلتواء، العملية المحليّة الرياضية المعرّف في قسمِ سابق تعتبر مركزيةَ بالنسبة إلى معالجة الصور الحديثةِ. إنّ الفكرةَ الأساسيةَ بأنّ نافذة بمَقاييس محدودةِ، والشكلِ (الهيئة) تمسح ضوئياً عبر الصورةِ. إنّ قيمةَ النقطةِ الناتجَة هي مجموع أوزان النقاطِ المدخلة من ضمن النافذةِ، حيث الأوزانِ هي قِيَمَ المرشِحِ (الفلتر) المخصّص إلى كُلّ نقطة من النافذةِ نفسها. إنّ النافذةَ بأوزانِها تُدْعَى نواة (جوهر) الإلتواءَ. هذا يَقُودُ مباشرة إلى الإختلافِ التالي على المعادلة: إذا المرشِحِ h [j ,k] صفر خارج النافذة (المستطيلة) {j=0,1,...,J-1; k=0,1,...,K-1}، فإنه بإستخدام المعادلة، الإلتواء يُمْكِنُ أَنْ يُكْتَبَ كالمجموع المحدود التالي:

$$c[m,n] = a[m,n] \otimes h[m,n] = \sum_{j=0}^{J-1} \sum_{k=0}^{K-1} h[j,k]\, a[m-j, n-k]$$

هذه المعادلةِ يُمْكِنُ أَنْ تُنْظَرَ كأكثر مِنْ آلية واقعية فقط لصَقْل أو شَحْذ (الزيادة من حدة الصور) الصور. بشكل اعمق، يمكن القول بينما المعادلة تُصوّرُ الخاصيةَ المحليّةَ لهذه العمليةِ ، و نقْترحُ بأنّ العمليةَ يُمْكِنُ أَنْ تُطبّقَ من خلال إستعمالِ مجالِ فوريير الذي يَتطلّبُ عملية خارجية،وهي تحويل فوريير. كل من هذه السماتِ سَيُناقشُ اسفلا.

الخلفية

في أنظمة تَشْكِيل الصورِ المختلفة يخصص نموذجَ ملائمَ لتحويلِ الإشارةِ الطبيعيةِ a (x ,y) إلى إشارةِ إلكترونيةِ c (x ,y) هو إلتواءُ الإشارةِ المُدخلَة مع إستجابة نبض نظامِ الحسّاسَ. هذا النظامِ قَدْ يَشْملُ كل من النظم الفرعية البصريةِ بالإضافة إلى الكهربائيةِ. إذا كُلّ من هذه الأنظمةِ يُمْكِنُ أَنْ تُعتَبرَ خطيّة، كثابت تغييرِ (*LSI*) النظام فإن نموذج الإلتواءَ ملائمُ. إنّ تعاريفَ الخصائص لهذان النظامان، المحتملان، مُعطية تحت:

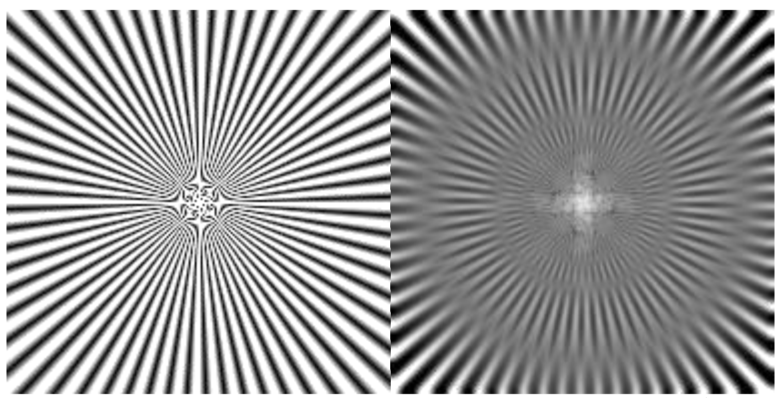
$$\begin{array}{l} If \quad a_1 \rightarrow c_1 \quad and \quad a_2 \rightarrow c_2 \\ Then \;\; w_1 \bullet a_1 + w_2 \bullet a_2 \;\; \rightarrow w_1 \bullet c_1 + w_2 \bullet c_2 \end{array}$$ - خطية

$$\begin{array}{l} If \quad a(x,y) \rightarrow c(x,y) \\ Then \;\; a(x - x_o, y - y_o) \rightarrow c(x - x_o, y - y_o) \end{array}$$ - Invariance التغيير

حيث ان w 1 وw 2 ثوابتَ معقّدةَ إعتباطيةَ وxo وyo الاحداثيات المطابقة لنقلاتَ مكانيةَ إعتباطيةَ.
ملاحظتان ملائمتان في هذه النقطةِ.

- أولاً، نثَلُّ الخطيةُ عليه (بإخْتيارَ $w_1 = w_2 = 0$) "بحيث ان الصفر على المدخل، يَعطي، صفر على المخرج". النقلة الموصفةَ في المعادلة تعني ان إشارات الخرج في مثل هذا النوع من الآلات التصوير لَيستْ ناتجَ نظام خطيّ وهكذا (على وجه التحديد) نتيجة الإلتواءَ لَيستْ قابلة للتطبيقَ. لحسن الحظ، من السهل تَصحيح هذا التأثيرِ اللاخطّي.
- الثانية، العدسات البصرية مَع التكبير، M، ما عدا 1x لَيستْ ثابتةَ التغيير؛ النقلة مِنْ الوحدةِ 1 في الصورةِ المدخلةَ a (x ,y) تُنتجُ نقلة لعدد M من الوحدات في الصورةِ الناتجَة c (x ,y). بسبب خاصية فورييرِ الموصوفة سابقا. هذه الحالةِ يُمْكِنُ تَكُونُ مُعَالَجة بنظريةِ النظامِ الخطيّةِ.

إذا نقطةِ إندفاعِ الضوءِ $a(x,y)$ مُصَوَّرةُ من خلال نظامِ LSI فإن إستجابة إندفاعَ ذلك النظامِ تُدْعَى دالة إنتشارِ النقطةَ (PSF). صورة الناتجَ ستُصبحُ إلتواءَ الصورةِ المدخلة مَع PSF. إنّ تحويل فورييرَ لـ PSF يُدْعَى دالة النقلِ البصريةِ (OTF). ان PSF للأنظمةِ البصريةِ التي تعتبر خالية الإنحراف ومحدودة الإنعكاس ومتماثلة بشكل دائري مُعطىُ بالقرصِ الوهمي الموضح في الجدول 4 - T.5. OTF للقرصِ يعطى أيضاً في الجدول 4 - T.5.
إذا نافذةِ الإلتواءَ لَيستْ PSF المحدود الإنحراف للعدسةِ و لكن بالأحرى تأثيرَ بؤرة العدسةِ فإن النموذج الملائم لـ $h(x,y)$ هو قرص بنصفِ القطر a كما وُصِفَ في الجدول 4 - T.3. إنّ التأثيرَ على نمط الإختبارِ المُوضح في الرسم رقمِ 24.



a) نمط الإختبارِ b) صورة البؤرة
الرسم 24: إلتواء نمطِ الإختبارِ مَع قرْص بنصفِ القطر a =4.5 نقطة.

إنّ تأثيرَ البؤرة هو أكثر مِنْ تَشويه أَو صَقْل بسيط فقط. تنتج الفصوص السلبيةُ الدوريةُ تقريباً في دالة النقلِ من الجدول 4 - T.3 180 deg. تغيير المرحلةِ بحيث ان الأسودِ ينتقل إلى الأبيضِ والعكس بالعكس. إنّ تغييرَ المرحلةَ واضح جداً في الرسم رقمِ 24 b.

الإلتواء في المجالِ المكاني

في وَصْف المرشحاتِ المستندة على الإلتواءِ نحن سَنَستعملُ التقليد التالي: مُعطىَ المرشِح $h[j,k]$ ذو الأبعادِ $J \times K$ ، نحن سَنَعتبرُ الإحداثيات $[j=0,k=0]$ لِكي يَكُونَ في مركزِ مصفوفةِ المرشِحَ ، h. هذا مُوضح في الرسم رقمِ 25. إنّ

"المركزَ" واضح المعالمُ عندما J و K مفردة؛ بغض النظر عن ا لحالةِ أين هم حتى، نحن سَنَستعملُ التقريباتَ $(J/2, K/2)$ لمركزِ المصفوفةِ.

$$\mathbf{h} = \begin{bmatrix} h\left[-\left(J-\frac{1}{2}\right),-\left(K-\frac{1}{2}\right)\right] & \cdots & \cdots & h\left[0,-\left(K-\frac{1}{2}\right)\right] & \cdots & \cdots & h\left[\left(J-\frac{1}{2}\right),-\left(K-\frac{1}{2}\right)\right] \\ \vdots & \ddots & \vdots & \vdots & \vdots & \iddots & \vdots \\ \vdots & \cdots & h[-1,-1] & h[0,-1] & h[1,-1] & \cdots & \vdots \\ h\left[-\left(J-\frac{1}{2}\right),0\right] & \cdots & h[-1,0] & h[0,0] & h[1,0] & \cdots & h\left[\left(J-\frac{1}{2}\right),0\right] \\ \vdots & \cdots & h[-1,1] & h[0,1] & h[1,+1] & \cdots & \vdots \\ \vdots & \iddots & \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ h\left[-\left(J-\frac{1}{2}\right),\left(K-\frac{1}{2}\right)\right] & \cdots & \cdots & h\left[0,\left(K-\frac{1}{2}\right)\right] & \cdots & \cdots & h\left[\left(J-\frac{1}{2}\right),\left(K-\frac{1}{2}\right)\right] \end{bmatrix}$$

الرسم 25: النظام الإحداثيات لوَصْف h [j ,k]

عندما نَفْحصُ مجموع الإلتواءَ مباشرةً، عِدّة قضايا تُصبحُ واضحةَ.

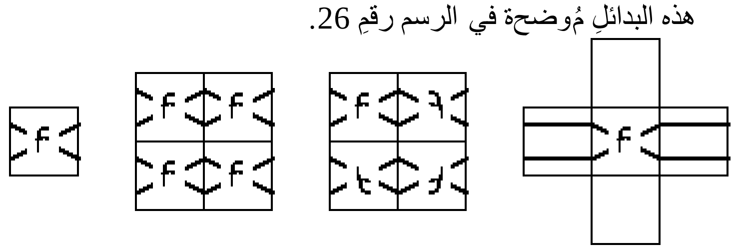
* تقييم الصيغةِ لـ $m=n=0$ بينما يُعادُ كتابة الحدودَ لمجموع الإلتواءِ بالإسترادِ على "مركزة" $h[j,k]$ يُظْهر ان قِيَم $a[j,k]$ يُمْكِنُ أَنْ يُتطلّبَ انهم خارج حدودِ الصورةَ:

$$c[0,0] = \sum_{j=-J_o}^{+J_o} \sum_{k=-K_o}^{+K_o} h[j,k]a[-j,-k] \qquad J_o = \frac{(J-1)}{2}, \;\; K_o = \frac{(K-1)}{2}$$

السؤال الذي يطرح نفسه - ماهي القِيَم التي يَجِبُ أَنْ نُخصّصَ إلى الصورةِ $a[m,n]$ لـ $m<0$, $m>=M$, $n<0$, $n>=N$ ؟ ليس هناك "جواب" على هذا السؤالِ. هناك فقط بدائل وسطية و نحن أحرار لإخْتيارَها مع إفتِراض بأنّنا نَفْهمُ النتائجَ المحتملةَ مِنْ إختيارنا. إنّ البدائلَ القياسيةَ هي التالية :

- نُمدّدُ الصورَ مَع قيمة سطوع ثابتة (من المحتمل صفر)
- تُمدّدُ الصورةَ بشكل دوري ،
- تُمدّدُ الصورةَ بنَسْخها في حدودِها،
- تُمدّدُ القِيَمَ في الحدودِ بشكل غير محدد.

هذه البدائلِ مُوضحة في الرسم رقمِ 26.



(a) (b) (c) (d)

الرسم 26: أمثلة البدائلِ المُخْتَلِفةِ لتَمديدالصورةَ خارج حدودِها الرسميةِ.

* عندما يكتب مجموع الإلتواءَ في الشكل القياسي لصورةِ $a[m,n]$ مِنْ الحجمِ $M \times N$:

$$c[m,n] = \sum_{j=0}^{M-1} \sum_{k=0}^{N-1} a[j,k]h[m-j,n-k]$$

نَرى بأنّ نواة الإلتواءَ h [j ,k] مَنْسُوخُ (معكوس بالمرآة) حول j =k=0 لإنْتاج $h[-j,-k]$ قبل سحبه بـ [m ,n] كما أُشيرَ إليه في المعادلة. بينما بَعْض مراكز الإلتواءِ في إستعمالِ مشتركِ متماثل في هذا المجال $h[j,k]= h[-j,-k]$ نجد ان الكثير منهم لَيسوا كذلك. لذا يجب أنْ يُؤْخَذَ في عين الاعتبار فيما يتعلق بمتطلباتَ النَسْخ عند تطبيقِ المرشحاتِ.

* التعقيد الحسابي لـ $K \times K$ مركز إلتواءِ المطبّقَ في المجالِ المكاني على صورةِ $N \times N$ هو $O(K^2)$ حيث أنَّ التعقيد قِيسْ لكلّ نقطةِ على أساس عددِ المتُضاعفاتُ والإضافات (MADDs).
* القيمة المحَسوبة مِن قِبل الإلتواء الذي يَبْدأُ بعدد صحيح للسطوع لـ a [m ,n] قَدْ يُنتجُ عدد نسبي أَو عدد حقيقي في النتيجةِ c [m ,n]. العَمَل بشكل خاص مع قِيَمِ سطوعِ بالعدد الصحيحِ سَيُسبّبُ، أخطاء التقريب.
* التفتيش يَكْشفُ إمكانيةً أخرى للتطبيقِ الكفوءِ مِنْ الإلتواءِ. إذا مركزَ الإلتواءَ h [j ,k] مفصولُ، ذلك يعني، المركز يُمْكِنُ أَنْ يُكْتَبَ ك:

$$h[j,k] = h_{row}[k] \bullet h_{col}[j]$$

فإن التَرْشيح يُمْكِنُ أَنْ يُؤدّي كالتّالي:

$$c[m,n] = \sum_{j=0}^{J-1} \left\{ \sum_{k=0}^{K-1} h_{row}[k]\, a[m-j, n-k] \right\} h_{col}[j]$$

هذا يَعْني انه بدلاً مِنْ تطْبيقَ مرشِح ثنائي الأبعاد واحد فإنه من المحتملُ تطبيق مرشحان أحاديي البعد، الأول في الاتجاه k والثاني في الاتجاه j. لصورة $N \times N$ عُموماً، هذا يُخفّضُ التعقيدَ الحسابيَ لكلّ نقطةِ مِنْ $O(J^* K)$ إلى $O(J+K)$.
الطريق البديل للكتابة بشكل منفصل أَنْ يُلاحظَ بأنّ مركز الإلتواءَ (رقم 25) هو المصفوفة h، وبإمكانية الفصل ، فإنه يُمْكِنُ أَنْ رُكْتَبَ h كالتالي:

$$\begin{array}{ccccc} [\mathbf{h}] & = & [\mathbf{h}_{col}] & \bullet & [\mathbf{h}_{row}]^t \\ (J \times K) & = & (J \times 1) & \bullet & (1 \times K) \end{array}$$

حيث "t" يَدْلُّ على عملية نقل المصفوفةً. بكلمة أخرى ، h يُمْكِنُ أَنْ يُبدي كالمُنتَج الخارجي لموجه العامودِ $[\mathbf{h}_{col}]$ و موجه الصفِّ $[\mathbf{h}_{row}]$.

* لبَعْض المرشحاتِ من المحتملُ إيجاد تطبيقَ تزايديَ للإلتواء. بينما تَتحرّكُ نافذةَ الإلتواءَ على الصورةَ ، العامود في الجهة اليسرى لبياناتِ الصورةِ تحت النافذةِ نُقلَ خارجا كعامود جديد مِنْ بياناتِ الصورةِ يُ نقل داخلا مِنْ اليمين. الخوارزميات الكفوءة يُمْكِنُ أَنْ تَستغلَّ هذه الخاصية، وعند الإندمجتْ مع المرشحاتِ المفصولةِ كما وُصِفتْ فوق، هذا يُمْكِنُ أَنْ يُؤدّي إلى الخوارزمياتِ حيث أنَّ التعقيد الحسابي لكلّ نقطةِ O (ثابت).

الإلتواء في مجالِ الترددَ

في قسمِ سابق نحن أشرنَا إلى انه هناك طريقةُ بديلةُ لتَطبيق تَرْشيح الصورِ خلال الإلتواءِ. بالإستناد على المعادلة يَبْدو انها محتملةَ للوصول الى نفس النتيجةَ كما في المعادلات بالسلسلةِ التاليةِ للعملياتِ:

i) الحساب $A(\Omega,\Psi) = F\{a[m,n]\}$

ii) المضاعفة $A(\Omega,\Psi)$ by the *precomputed* $(\Omega,\Psi) = F\{h[m,n]\}$

iii) حساب النتيجة $c[m,n] = F^{-1}\{A(\Omega,\Psi)^*(\Omega,\Psi)\}$

* بينما هو قَدْ يَبْدو بأنّ ال طريقةَ المعطاة اعلاه في المعادلة تـُحبط المشاكلُ المرتبطة بالإلتواءِ المباشرِ في المجالِ المكاني -- بشكل مُحدّد، يُقرّرُ القِيَمَ للصورةِ خارج حدودِ الصورةِ -- نظرة مجالِ فوريير، في الحقيقة، يفترضُ ببساطة بأنّ الصورةَ متكرّرةُ بشكل دوري خارج حدودِها كما الصُوّرَ في الرقمِ 26 b. هذه الظاهرةِ تدعى باسم الإلتواءِ الدائري.

إذا الإلتواءِ الدائريِ لَيسَ مقبولاً فإن الإمكانيات الأخرى المصوّرة في الرسم رقمِ 26 يُمْكِنُ أَنْ تُدرَكَ بتَضمين الصورةِ $a[m,n]$ والمرشِح $(\Psi،\Omega)$ في المصفوفاتِ الأكبرِ بآليةِ إمتدادِ الصورةِ المطلوبةِ ل - $a[m,n]$ أَنْ يُطبّقَ بشكل واضح.

* التعقيد الحسابي لكلّ نقطةِ لنظرةِ فوريير لصورةِ $N \times N$ ولمركز الإلتواء $K \times K$ هو $O(\log N)$ معقّد MADDs ومستقل عن K . سنَفترضُ هنا بأنّ $N > K$ وبأنّ N عدد مركّب لمثل عدد من قوَّة إثنان. هذه الفرضيةِ الأخيرةِ تَسْمحُ لإستعمالِ خوارزمية تحويلِ فوريير السريعِ الكفوءِ بشكل حسابي (*FFT*). باندهاش فإن، الطريق الغير مباشر وَصفَ مِن قِبل يُمكنُ أَنْ يَكُونَ أسرعَ مِنْ الطريقِ المباشرِ . هذا يَتطلّبُ، عُموماً، ان $K^2 >> \log N$. المدى K و N يَعتمدُ على تفصيلاتِ التطبيقِ. للاّ لقِ التي تكتب عليها هذه المخطوطةِ ورزمةُ معالجة الصورِ المستعملةُ، لصورةِ $N = 256$ نظرة فوريير أسرعُ مِنْ نظرةِ الإلتواءَ عندما يكون $K >= 15$. (يجب ملاحظة انه في هذه المقارنةِ، يَتضمّنُ الإلتواءُ المباشر حسابَ العدد الصحيحَ فقط ، بينما تَتطلّبُ نظرةَ مجالِ فوريير حساب عدد حقيقي معقد.

عملياتِ الصقل

- مرشحات خطيّة
- مرشحات لاخطّية
- خلاصة خوارزمياتِ الصقل

هذه الخوارزمياتِ تطبق لكي تُخفّضَ ضوضاءَ و/ أَو لتَهْيِئة الصورِ للمعالجة الأخرى مثل الإنقسامِ (التقسيم). نُميّزُ بين الخوارزمياتِ الخطيّةِ وغيرِ الخطية حيث المُشكّلِ في الاولى قابل للتحليلِ في مجالِ فوريير والأخير لَيس قابلا. نُميّزُ أيضاً بين التطبيقاتِ المستندة على الدعم المستطيل للمرشحِ والتطبيقاتِ المستند على الدعم الدائري للمرشحِ.

المرشحات الخطيّة

عِدّة خوارزمياتِ تَرْشيح ستقدّمُ سوية بهدف المساندةِ المفيدة الاكثر.

* مرشحِ موحّد (متسق) - صورة الناتجَ مستندة على التعديل المحليّ للمرشحِ المدخل، حيث كُلّ القِيَمِ ضمن دعمِ المرشحَ لَهاُ نفس الوزنِ. في المجالِ المكاني المستمرِ (x,y) الـ PSF ,و دالةَ النقلِ معطاة في الجدول 4 - T.1 للحالةِ المستطيلةِ وفي الجدول 4 - T.3 لحالة التعميمِ (القرص). للمجالِ المكاني المنفصلِ $[m,n]$ قِيَم المرشحَ هي عيناتَ حالةِ المجالِ المستمرةِ. الأمثلة للحالةِ المستطيلةِ ($J=K=5$) والحالة الدائرية ($R=2.5$) موضحة في الرسم رقمِ 27.

(a) مرشِح مستطيل ($J=K=5$) (b) مرشِح دائري ($R=2.5$)

$$h_{circ}[j,k] = \frac{1}{21}\begin{bmatrix} 0 & 1 & 1 & 1 & 0 \\ 1 & 1 & 1 & 1 & 1 \\ 1 & 1 & 1 & 1 & 1 \\ 1 & 1 & 1 & 1 & 1 \\ 0 & 1 & 1 & 1 & 0 \end{bmatrix} \quad h_{rect}[j,k] = \frac{1}{25}\begin{bmatrix} 1 & 1 & 1 & 1 & 1 \\ 1 & 1 & 1 & 1 & 1 \\ 1 & 1 & 1 & 1 & 1 \\ 1 & 1 & 1 & 1 & 1 \\ 1 & 1 & 1 & 1 & 1 \end{bmatrix}$$

الرسم 27: المرشحات الموحّدة لصَقْل الصور

نُلاحظ انه في الحالتين المرشِح مُطَبَّعُ بحيث ان $\Sigma\ h\,[j\,,k] = 1$. هذا يُمكن تنفيذه إذا كان المُدخل $a\,[m\,,n]$ ثابت فإن صورة الناتجَ $c\,[m\,,n]$ ثابتةِ ايضا. التبرير يُمْكِنُ أَنْ يُوْجَدَ في خاصية تحويلِ فوربيرَ . كما يمكن رؤيته مِنْ الجدول 4، كل من هذه المرشحاتِ لَها وظائفُ نقلِ التي لَها فصوص سلبيةُ ويُمْكِنُ أَنْ تؤدّي إلى عكسِ المرحلةِ كما شاهدنا في الرسم رقمِ 24. إنّ التطبيقَ المربّعَ للمرشِحِ مفصولُ وتزايديُ؛ إنّ التطبيقَ الدائريَ تزايديُ.

* مرشِح مثلثي - صورة الناتجَ مستندة على التعديل المحليّ للمرشِحِ المدخل، حيث القِيَمَ ضمن دعمِ المرشِحَ لَها أوزانُ مختلفةُ. عُموماً، المرشِح يُمْكِنُ أَنْ يُرى كالإلتواء مرشحان (مماثلة) موحّدان أمّا مستطيلة أَو دائرية وهذه لَها نتائجُ مباشرةُ للتعقيدِ الحسابي. (انظر الجدول 13.) في المجالِ المكاني المستمر، PSF ووظيفة النقلِ موضحة في الجدول 4 - T.2 لحالةِ الدعمِ المستطيلةِ وفي الجدول 4 - T.4 لحالة التعميمِ (القرص). كما رَأينا في الجدول نفسه وظائفِ النقلَ مِنْ هذه المرشحاتِ ليس عِنْدَها فصوص سلبيةُ وهكذا لا تَعْرضُ عكسَ المرحلةِ.

الأمثلة لحالةِ الدعمِ المستطيلةِ ($J=K=5$) وحالة الدعمِ الدائريةِ ($R=2.5$) تشاهد في الرسم رقمِ 28. إنّ المرشِحَ يُعدل ثانيةً لكي يكون $\Sigma\ \ h\,[j\,,k] = 1$.

$$h_{circ}[j,k] = \frac{1}{25}\begin{bmatrix} 0 & 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 2 & 2 & 2 & 0 \\ 1 & 2 & 5 & 2 & 1 \\ 0 & 2 & 2 & 2 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 & 0 \end{bmatrix} h_{rect}[j,k] = \frac{1}{81}\begin{bmatrix} 1 & 2 & 3 & 2 & 1 \\ 2 & 4 & 6 & 4 & 2 \\ 3 & 6 & 9 & 6 & 3 \\ 2 & 4 & 6 & 4 & 2 \\ 1 & 2 & 3 & 2 & 1 \end{bmatrix}$$

(a) مرشِح هرمي ($J=K=5$) (b) مرشِح مخروطِ ($R=2.5$)

الرسم 28: المرشحات المثلثية لصَقْل الصورةِ

* مرشِح Gaussian - إستعمال مركز Gaussian لِلصَقْل أَصْبَحَ مشهورا جداً. هذ ا يَجِبُ أَنْ ينفذ مع بَعْض خصائص Gaussian (ومثال على ذلك: - نظرية الحدِّ المركزيةِ، مُنتَج موجةِ فضاءِ أدنى) بالإضافة إلى عِدّة مناطق تطبيقِ مثل إيجاد الحافةِ وتحليلِ فضاءِ المِقياس. PSF و دالة النقل للفضاءِ Gaussian المستمرِ معطاة في الجدول 4 - T6. إنّ مرشِحَ Gaussian مفصولُ:

$$h(x,y) = g_{2D}(x,y) = \left(\frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma}e^{-\left(x^2/2\sigma^2\right)}\right)\bullet\left(\frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma}e^{-\left(y^2/2\sigma^2\right)}\right)$$
$$= g_{1D}(x)\bullet g_{1D}(y)$$

هناك أربعة طرقِ مُتميّزةِ لتَطبيق Gaussian:

- الإلتواءِ بإستعمال عدد محدود مِنْ عيناتِ Gaussian (N_o) كمركز الإلتواءَ. هذا شائع عندما نَختارُ $N_o = \lceil 3\sigma \rceil$ أَو $\lceil 5\sigma \rceil$ ..

$$g_{1D}[n]=\begin{cases}\frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma}e^{-\left(n^2/2\sigma^2\right)} & |n|\le N_o\\ 0 & |n|>N_o\end{cases}$$

- إلتواءِ تكراريِ ب إستعمال مرشِح موحّد لمركز الإلتواءَ.

$$g_{1D}[n]\approx u[n]\otimes u[n]\otimes u[n]$$
$$u[n]=\begin{cases}1/(2N_o+1) & |n|\le N_o\\ 0 & |n|>N_o\end{cases}$$

إنّ التطبيقَ الفعليَ (في كُلّ بُعد) عادة من الشكلِ التالي:

$$c[n]=((a[n]\otimes u[n])\otimes u[n])\otimes u[n]$$

هذا التطبيقِ يَستعملُ التقريبِ المتضمن بنظريةِ الحدِّ المركزيةِ. للمطلوب σ مَع المعادلة، نَستعملُ $N_o = |\delta|$ بالرغم من أن هذا يُحدّدُ إختيارَنا بشدَّة إلى قِيَمِ العدد الصحيحِ.

- المضاعفة في مجالِ الترددَ. كتحويل فورييرِ لـ Gaussian هو Gaussian (انظر الجدول - T.6)، هذا يَعْني بأنّه بسيطُ لإعداد المرشِح:

$(\Omega,\Psi) = G_{2D}(\Omega,\Psi)$

للإستعمالِ مَع المعادلة. . لتَفادي تأثيراتِ البتر في مجالِ الترددَ بسبب المدى اللانهائيِ ل Gaussian - من المُهمِ إخْتيارَ σ ليكون كبيرُ بما فيه الكفاية. إخْتيارَ $\sigma>K/\pi$ حيث $k = 3$ أو 4 عادة سَيَكُونُ كافيَ.

- إستعمال تطبيق المرشِحِ التكراريِ. المرشِح التكراري لَهُ رَدُّ إندفاعِ لانهائيِ وهكذا دعم لانهائي. مرشِح Gaussian المفصول يُمْكِنُ أيضاً أَنْ يُطبّقَ بتَطبيق الوصفةِ التاليةِ في كُلّ بُعد عندما يكون $\sigma >= 0.5$.

- نَختارُ σ بالإستناد على الهدفِ المطلوبِ للتَرْشيح؛
- نُقرّرُ العامل q بالإستناد على المعادلة ؛
- نستعمل المعادلة لتَقْرير معاملاتِ المرشِحَ $\{b_0,b_1,b_2,b_3,B\}$ ؛
- نُطبّقُ معادلةَ الإختلافِ الأماميةِ ؛
- نُطبّقُ معادلةَ الإختلافِ الخلفيةِ ؛

إنّ العلاقةَ بين σ المطلوبةِ و q مُعطى مِن قِبل:

$$q=\begin{cases}.98711\sigma-0.96330 & \sigma\ge 2.5\\ 3.97156-4.14554\sqrt{1-.26891\sigma} & 0.5\le\sigma\le 2.5\end{cases}$$

إنّ معاملاتَ المرشِحَ $\{b_0,b_1,b_2,b_3,B\}$ مُعَرَّفة مِن قِبل:

$$b_0=1.57825+(2.44413q)+(1.4281q^2)+(0.422205q^3)$$
$$b_1=(2.44413q)+(2.85619q^2)+(1.26661q^3)$$
$$b_2=-(1.4281q^2)-(1.26661q^3)$$
$$b_3=0.422205q^3$$
$$B=1-(b_1+b_2+b_3)/b_0$$

تَأْخذُ معادلةُ الإختلافِ الأماميةِ الأحادية البعدِ الصفِّ المُدخل (أو العَمود) $a[n]$ وتُعطي نتيجةَ خرج متوسّطةِ $w[n]$ المعطَاة مِن قِبل:

$$w[n] = Ba[n] + \left(b_1 w[n-1] + b_2 w[n-2] + b_3 w[n-3]\right) / b_0$$

تَأْخذُ معادلةُ الإختلافِ الخلفيةِ الأحادية البعدِ النتيجةِ المتوسّطةِ $w[n]$ وتُعطي الناتجَ $c[n]$ المعطىَ مِن قِبل:

$$c[n] = Bw[n] + \left(b_1 c[n+1] + b_2 c[n+2] + b_3 c[n+3]\right) / b_0$$

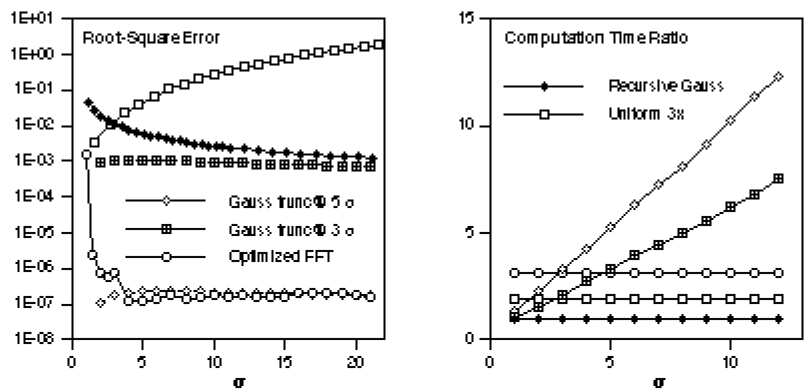
إنّ المعادلةَ الأماميةَ تطبقُ مِنْ $n = 0$ إلى $n = N - 1$ بينما المعادلة الخلفية تطبقُ مِنْ $n = N - 1$ إلى $n = 0$.

الأداء النسبي لهذا التطبيقِ المُخْتَلِفِ لمرشحِ Gaussian يُمْكِنُ أَنْ يُوْصَفَ كالتّالي. إستعمال خطأِ الجذرَ المربّعَ

$$\sqrt{\sum_{n=-\infty}^{+\infty} \left|g[n|\sigma] - h[n]\right|^2}$$

بين المدى اللانهائي الحقيقي $g[n|\sigma]$ و Gaussian المُقَرَّب، $h[n]$، كمقياس لدقةِ، الخوارزميات المُخْتَلِفة الموَصوفة اعلاه تَعطي النَتائجَ الموضحة في الرسم رقمِ 29 a. السرعة النسبية للخوارزمياتِ المُخْتَلِفةِ في المعروضة في الرسم رقمِ 29 b.

إنّ إجراءَ خطأِ الجذرَ المربّعَ محافظُ جداً وهكذا كُلّ المرشحات، بإستثناء "الموحد 3x" لقيمة كبيرة σ، دقيق بما فيه الكفاية. إنّ التطبيقَ التكراريَ هو المستقلُ والأسرعُ؛ من σ التطبيقات الأخرى يُمكنُ أَنْ تَكُونَ أبطأَ جداً. إنّ تطبيقَ تحويل فوريير السريعِ، على سبيل المثال، 3.1 مرةُ أبطأُ لـ N=256. اعمق من ذلك ، يَتطلّبُ تحويل فوريير السريعَ بأنّ إن يَكُونُ N عدد مركّب جداً.



a) مقارنة دقةِ b) مقارنة سرعةِ

الرسم 29: مقارنة خوارزمياتِ Gaussian المُخْتَلِفة مَع $N = 256$.

* شكل آخر - نظريِ مجالِ فوريير تَعْرضُ الفرصةَ لأَنْ تُطبّقَ مختلف خوارزمياتِ الصَقْل. مرشحات الصَقْل بعد ذلك سَتَكُونُ مرشحاتَ المرور الادنى. عُموماً من المرغوبُ إسْتِعْمال مرشِحات المرور الادنى الذي فيه المرحلة φ= 0 لِكي لا تُنتجَ تشويهَ مرحلةِ عندما يُرشّحُ الصورةَ. أهمية المرحلةِ وضحت في الرسوم رقمِ 6، 24. عندما خصائص مجالِ الترددَ يُمْكِنُ أَنْ تُمثّلَ في شكلِ تحليلي، فإن هذا يُمْكِنُ أَنْ يُؤدّي إلى تطبيقاتِ بسيطةِ نسبياً من (Ψ,Ω). يَتضمّنُ المرشّحونُ المحتملونُ مرشح المرور الادنى "الخيالي" و"إنحطاط أسّي" الموَجودَ في الجدول 4 - T.5 -T.8، على التوالي.

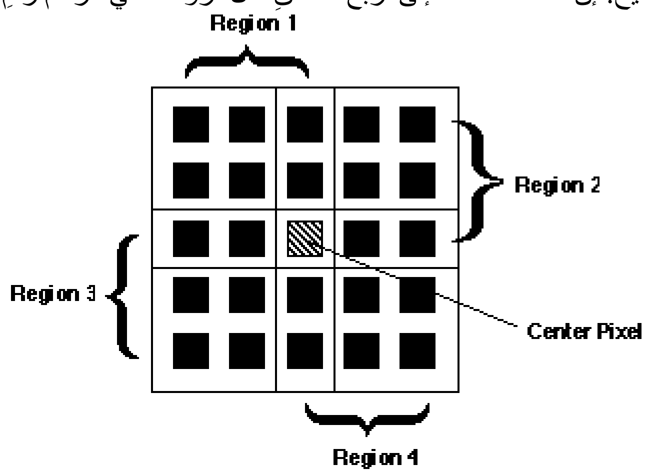
المرشحات اللاخطّية

تَشْكِيلة مرشحاتِ الصَقْل المطُوّرة تلك لَيستْ خطيّةَ. حيث أنهم لا يَستطيعونَ، عُموماً، ان يمتثلوا إلى تحليلِ فوريير، خصائصهم ومجالاتهم التطبيقية دُرِسا على نطاق واسع.

* المرشِح الوسطي - الإحصائية المتوسطة وُصِفتْ في قسمِ سابق. المرشِح الوسطي مستند على نقل النافذة على الصورةِ (كما في حالة الإلتواء) ويَحْسبُ نقطةَ الناتجَ كالقيمة المتوسطة للسطوعِ ضمن النافذةِ المدخلةَ. إذا النافذةِ بحجم $J \times K$ نحن يُمْكِنُ أَنْ نَطْلبَ $J*K$ نقاط بقيم سطوعٍ مِنْ الأصغرِ إلى الأكبرِ. إذا $J*K$ مفرد فإن المتوسط سَيَكُون $(J*K+1)/2$ دخول في قائمةِ السطوعِ المنظّمِ. نُلاحظ ان القيمة المختار ة سَيَكُونُ مساوية بالضبط إلى إحدى قيم السطوعِ الحالي بحيث لايكون هناك خطأ التقريب إذا اردنا العَمَل بشكل خاص بقِيَمِ السطوعِ ذات العدد الصحيح. إنّ الخوارزميةَ كما هي مَوْصُوفة فوق لَها تعقيد عام لكلّ نقطةِ $O(J*K*\log(J*K))$. لحسن الحظ ، الخوارزمية السريعة تفيد في تخفيض التعقيد لـ $O(K)$ بإفتراض $J >= K$.

الإختلاف المفيد في موضوعِ المرشِحِ المتوسطِ هو مرشِحُ الوحدة الإحصائية. هنا النقطة المركزية في النافذةِ تُستَبدلُ لَيس مِن قِبل 50 % (متوسطة) من قيمة السطوعِ لكن بالأحرى مِن قِبل $p\%$ من قيمة السطوعِ حيث $p\%$ مجاميع مِنْ 0 % (المرشِح الأدنى) إلى 100 % (المرشِح الأقصى). القِيَم المختلفة عن (p =50) % لا تُقابلُ عموما مرشحاتِ الصَقْل.

* مرشِح Kuwahara - الحافات تَلْعبُ دورَ مهمَ في فهمِنا للصورِ وكذلك في تحليلِ الصورِ. من المُهمِ أَنْ يَكُونَ المرشح قادر على صَقْل الصورِ بدون التأثير على الحِدية (حدية الصورة)، وإذا كان بالإمكان، مواقع الحافاتِ ايضا. المرشِح الذي يُنجزُ هذا الهدفِ يُعَيّنُ مرشِحَ إبْقاء الحافةِ ومثال معيّنِ واحد مرشِحُ Kuwahara. بالرغم من أن هذا المرشِح يُمْكِنُ أَنْ يُطبّقَ لتَشْكِيلة مختلفةِ من شكّلِ النافذة، الخوارزمية سَتَصِفُ لنافذة مربّعة مِنْ الحجمِ $J = K = 4L + 1$ حيث أَنَّ L عدد صحيحَ. إنّ النافذةَ مُقَسَّمةُ إلى أربع مناطقِ كالمعروضة في الرسم رقمِ 30.



الرسم 30: أربعة، مناطقَ مربعة معرّف لمرشِحِ Kuwahara.

في هذا المثالِ $L=1$ وهكذا $J=K=5$. كُلّ منطقةِ $[(J+1)/2] \times [(K+1)/2]$.

في كُلّ مِنْ المناطقِ الأربع (i =1,2,3,4)، السطوع المتوسط ، m_i في المعادلة ، و التباين ($_i$ variance) s_i^2, في المعادلة، مقاسة. إنّ قيمةَ ناتجَ النقطةِ المركزيةِ في النافذةِ هي القيمةُ المتوسطةُ لتلك المنطقةِ التي لَها تباين أصغرُ.

خلاصة خوارزمياتِ الصقل

يُلخّصُ الجدول التالي الخصائص المُخْتَلِفةُ لخوارزمياتِ الصَقْل المقدّمةْ فوق. إنّ حجمَ المرشِحَ مُفتَرَضُ ان يُحاطَ مِن قِبل مستطيل $J \times K$ حيث، بدون خسارةِ العموميةِ، $J >= K$. حجم الصورة N x N .

الخوارزمية	المجال	النوع	الدعم	متزايد / منفصل	النقطة/التعقيد
موحد	Space	خطي	مربع	Y / Y	$O(constant)$

موحد	Space	خطي	دائرة	N / Y	$O(K)$
مثلث	Space	خطي	مربع	Y / N	$O(constant)$ [a]
مثلث	Space	خطي	دائرة	N / N	$O(K)$ [a]
Gaussian	Space	خطي	∞[a]	Y / N	$O(constant)$ [a]
متوسط	Space	غير خطي	مربع	N / Y	$O(K)$ [a]
Kuwahara	Space	غير خطي	مربع	N / N	$O(J^* K)$
Other	Frequency	خطي	--	-- / --	$O(\log N)$

جدول 13: خصائص مرشحاتِ الصقل

أمثلة تأثيرِ خوارزمياتِ الصَقْل المُخْتَلِفةِ موضحة في الرسم رقمِ 31.

a) أصلي b) الموحد 5 x 5 c) Gaussian
d) متوسط 5 x 5 e) Kuwahara
الرسم 31: إيضاح مرشحاتِ الصَقْل الخطيّةِ واللاخطيّةِ المُخْتَلِفةِ

عمليات أساسها الإشتقاق

كما الصَقْل عملية أساسية في معالجة الصور وكذلك القدرة على أَخْذ إشتقاق مكاني واحد أَو أكثر مِنْ الصورة. إنّ المشكلةَ الأساسيةَ بأنّه، طبقاً للتعريفِ الرياضيِ الإشتقاق،لا يُمْكن أنْ يُعْمَلَ. تحوّلِ الصورة إلى أرقام لَيستْ وظيفة مستمرة a (x ,y) من المتغيّراتِ المكانيةِ لكن بالأحرى وظيفة منفصلة a [m ,n] مِنْ إحداثيات العدد الصحيحَ المكانيَ. كنتيجة الخوارزميات التي نحن سَنُ ناقشها يُمْكِنُ فقط أَنْ تُنظر كتقريبات إلى الإشتقاقاتِ المكانيةِ الحقيقيةِ للصورةِ المستمرةِ- المكانيةِ الاصليةِ.
بشكل اعمق، نحن يُمْكِنُ أَنْ نَرى مِنْ خصائص فوريير في المعادلة، أَخْذ الإشتقاق بضَرْبُ الطيفَ البارز ب u أَو v هذا يَعْني بأنّ ضوضاءِ التذبذب العالي سَتُؤَكّدُ في الصورةِ الناتجةِ. الحَلّ العامّ لهذه المشكلةِ أَنْ تَدْمجَ العمليةَ القابلة للإشتقاقَ مع الاخرى التي تَقْمعُ ضوضاءَ التذبذب العالي، باختصار، الصَقْل بالتمازج مع العمليةِ القابلة للإشتقاق المطلوبةِ.

الإشتقاقات الأولى

بإعتبار الصورة هي دالة مِنْ إثنان (أَو أكثر) من المتغيّرات، من الضروري تَعريف الإتّجاهِ الذي أُخذ فيهِ الإشتقاقِ. للحالةِ الثنائية الأبعادِ عِنْدَنا الإتّجاهُ الأفقيُ، الإتّجاه العمودي، أَو إتّجاه إعتباطي الذي يُمْكِنُ أَنْ يُعتَبرَ كمجموعة مِنْ الإثنان. إذا نَستعملُ $\mathbf{h_x}$ للدلالة على المرشِحِ القابل للإشتقاق الأفقي (المصفوفة) ، $\mathbf{h_y}$ للدلالة على المرشِحِ القابل للإشتقاق العمودي (المصفوفة)، و h_θ للدلالة على مرشِحِ الزاويةِ الإعتباطيةِ القابل للإشتقاقِ (المصفوفة)، فإن:

$$[\mathbf{h}_\theta] = \cos\theta \bullet [\mathbf{h_x}] + \sin\theta \bullet [\mathbf{h}_y]$$

- مرشّحات الميل - هو محتملُ أيضاً لتَوليد وصف موجهِ (شعاع) القابل للإشتقاقِ كالميل $\nabla a[m,n]$ ، للصورةِ:

$$\nabla a = \frac{\partial a}{\partial x}\vec{i}_x + \frac{\partial a}{\partial y}\vec{i}_y = (h_x \otimes a)\vec{i}_x + (h_y \otimes a)\vec{i}_y$$

حيث $\vec{i}_x$ and $\vec{i}_y$ متجهات أحادية في الإتّجاهِ الأفقيِ والعموديِ، على التوالي. هذا يُؤدّي إلى وصفين:

$$|\nabla a| = \sqrt{(h_x \otimes a)^2 + (h_y \otimes a)^2}$$ مقدار ميلِ -

و

$$\psi(\nabla a) = \arctan\left\{ (h_y \otimes a) \big/ (h_x \otimes a) \right\}$$ إتّجاه ميلِ -

إنّ مقدارَ الميلَ يُقرّبُ أحياناً مِن قِبل:

$$|\nabla a| \cong |h_x \otimes a| + |h_y \otimes a|$$ تقريباً. مقدار ميلِ -

تَعتمدُ النَتائِجُ النهائيةُ لهذه الحساباتِ بقوة على إختياراتِ hx وhy. عدد مِنْ الإختياراتِ المحتملةِ لـ (hx , hy) سَتُوْصَفُ الآن.

- مرشحات قابلة للإشتقاق أساسية - هذه المرشحاتِ محدّدة مِن قِبل:
-

$$i)\quad [\mathbf{h_x}] = [\mathbf{h}_y]^t = [1 \quad -1]$$

$$ii)\quad [\mathbf{h_x}] = [\mathbf{h}_y]^t = [1 \quad 0 \quad -1]$$

حيث "t" يَدْلُّ على نقل المصفوفةِ. يَختلفُ هذان المرشحين بشكل ملحوظ في مقدارِ حجم فوريير ومرحلة فوريير. لمدى التردد $0 \le \Omega \le \pi$, هذه مُعطى مِن قِبل:

$$i)\quad [\mathbf{h}] = [1 \quad -1] \quad \stackrel{F}{\leftrightarrow} \quad |H(\Omega)| = 2|\sin(\Omega/2)|; \quad \varphi(\Omega) = (\pi - \Omega)/2$$

$$ii)\quad [\mathbf{h}] = [1 \quad 0 \quad -1] \quad \stackrel{F}{\leftrightarrow} \quad |H(\Omega)| = 2|\sin\Omega|; \quad \varphi(\Omega) = \pi/2$$

الشكل الثاني (ii) يَعطي إخمادَ شروطِ التذبذب العالي (Ω~π) بينما الشكل الأول (i) لايفعل ذلك. يُؤدّي الشكلُ الأول إلى تغيير المرحلةِ؛بينما الشكل الثاني لايؤدي.

- مرشّحات ميل *Prewitt* - هذه المرشحاتِ محدّدة مِن قِبل:

$$[\mathbf{h}_x] = \frac{1}{3}\begin{bmatrix} 1 & 0 & -1 \\ 1 & 0 & -1 \\ 1 & 0 & -1 \end{bmatrix} = \frac{1}{3}\begin{bmatrix} 1 \\ 1 \\ 1 \end{bmatrix} \bullet [1 \quad 0 \quad -1]$$

$$[\mathbf{h}_y] = \frac{1}{3}\begin{bmatrix} 1 & 1 & 1 \\ 0 & 0 & 0 \\ -1 & -1 & -1 \end{bmatrix} = \frac{1}{3}\begin{bmatrix} 1 \\ 0 \\ -1 \end{bmatrix} \bullet [1 \quad 1 \quad 1]$$

كل من hx و hy منفصل. ما بعد النتائج الحسابيةِ هناك النتائجَ لتحليلِ المرشِحِ. يَأْخذُ كُلّ مرشِحِ الإشتقاق في إتّجاهِ واحد مستخدما المعادلة ii ويَصْقلُ في إستعمال الإتّجاهِ المتعامدِ مستخدما نسخة أحادية البعد للمرشِحِ الموحّد كما وُصِفَ في قسمِ سابق.

- مرشحات ميل Sobel - هذه المرشحاتِ محدّدة مِن قِبل:

$$[\mathbf{h}_x] = \frac{1}{4}\begin{bmatrix} 1 & 0 & -1 \\ 2 & 0 & -2 \\ 1 & 0 & -1 \end{bmatrix} = \frac{1}{4}\begin{bmatrix} 1 \\ 2 \\ 1 \end{bmatrix} \bullet [1 \quad 0 \quad -1]$$

$$[\mathbf{h}_y] = \frac{1}{4}\begin{bmatrix} 1 & 2 & 1 \\ 0 & 0 & 0 \\ -1 & -2 & -1 \end{bmatrix} = \frac{1}{4}\begin{bmatrix} 1 \\ 0 \\ -1 \end{bmatrix} \bullet [1 \quad 2 \quad 1]$$

ثانيةً ، hx و hy منفصلة. يَأْخذُ كُلّ مرشِحِ الإشتقاق في الإتّجاهِ الواحد مستعملا المعادلة ii ويَصْقلُ في إستعمال الإتّجاهِ المتعامدِ النسخة الأحادية البعد مستخدما مرشِح مثلثي كما وُصِفَ في قسمِ سابق.

* مرشحات الميل البديلة - تَشْكِيلة التقنياتِ المتوفرةِ في معالجةِ الإشارات الأحادية البعدِ لتصميمِ المرشحاتِ الرقميةِ تَعطينا أدوات قويَّة من أجل تصميم النسخِ الأحادية البعدِ hx و hy. إستعمال خوارزمية Parks-McClellan لتصميم المرشِحات، على سبيلِ المثال، نحن يُمْكِنُ أَنْ نَختارَ أحزمةَ التردد حيث نُريدُ الإشتقاقَ أَنْ تُؤْخَذَ وأحزمةَ التردد حيث نُريدُ الضوضاءَ أَنْ تُقْمَعَ. الخوارزمية بعد ذلك سَتُنتجُ مرشِح مفرد حقيقي مَع الطول الأدنى الذي يُحقق المواصفاتَ.

كَمِثال، إذا نُريدُ المرشِح الذي لَهُ خصائصُ قابلة للإشتقاقُ في احزمة المرور (مع الوزنِ 1.0) في مدى الترددَ 0.0 <=Ω<= 0.3π و حزام التوقف (مع الوزنِ 3.0) في المدى 0.32π <= Ω <=π, فإن الخوارزمية تُنتجُ السبعة مرشِحَات التالية:

$$[\mathbf{h}_x] = [\mathbf{h}_y]^t = \frac{1}{16348}[-3571 \quad 8212 \quad -15580 \quad 0 \quad 15580 \quad -8212 \quad 3571]$$

الميل يُمْكِنُ أَنْ يَكُونُ مَحْسُوباً كما في المعادلة .

* مرشحات ميل Gaussian - في معالجة الصور الرقميةِ الحديثةِ إحدى التقنياتِ الأكثر شيوعاً هي إَستعمالَ مرشحِ Gaussian لإنْجاز الصَقْل المطلوبِ وأحد الإشتقاقاتِ المدرجة في المعادلة . هكذا، نحن قَدْ نُطبّقُ Gaussian التكراري أولاً في امعادلة ثم يِلِي ذلك مِن قِبل المعادلة ii . لإنْجاز المطلوبِ، مرشحاتَ الصَقل- الإشتقاقِ hx و hy. بشكل اعمق، للكفاءةِ الحسابيةِ، نحن يُمْكِنُ أَنْ نَدْمجَ هاتان الخطوتان كالتالي:

$$w[n] = \left(\frac{B}{2}\right)\left(a[n+1] - a[n-1]\right) + \left(b_1 w[n-1] + b_2 w[n-2] + b_3 w[n-3]\right) / b_0$$

$$c[n] = Bw[n] + \left(b_1 c[n+1] + b_2 c[n+2] + b_3 c[n+3]\right) / b_0$$

حيث المعاملات المُخْتَلِفة مُعَرَّفة في المعادلة. الأول (أمامية) معادلة تطبيقيةُ مِنْ $n = 0$ إلى $n = N - 1$ بينما الثانية (خلفية) معادلة تطبيقيةُ مِنْ $n = N - 1$ أسفلا إلى $n = 0$.

* الخلاصة - أمثلة تأثيرِ الخوارزمياتِ القابلة للإشتقاقِ المُخْتَلِفةِ على نسخة صاخبة مِنْ ا لرسم رقمِ 31 a (SNR = 29 dB) توُضح في الرسم رقمِ 32 a c. إنّ تأثيرَ خوارزمياتِ ميلِ المقدارِ المُخْتَلِفةِ في الرقمِ 31 a يُظْهر في الرسم رقمِ 33 a c. بعد المعالجة، كُلّ الصور شَدّ تركيز قيمها لأغراضِ العرضِ.

(a) إشتقاق بسيط ، (b) Sobel، (c) Gaussian

الرسم 32: تطبيق الخوارزمياتِ المُخْتَلِفةِ لـhx - الإشتقاق الأفقي.

(a) إشتقاق بسيط ، (b) Sobel، (c) Gaussian

الرسم 33: الخوارزميات المُخْتَلِفة لميلِ المقدارَ ،|∇ .|a|.

يُواجهُ ميلُ المقدارَ قِيَمَ كبيرةَ حيث هناك حافات قوية في الصورةِ. الإختيار الملائم في الإشتقاقِ أساسهِ Gaussian (رقم 32 c) أَو ميل (رقم 33 c) يَسْمحُ لحسابِ عملياً أيّ مِنْ الأشكالِ الأخرى - البسيطة، Prewitt ، Sobel، الخ. في ذلك الإحساسِ، إشتقاق Gaussian يُمثّلُ مجموعة ضخمة للمرشحاتِ القابلة للإشتقاقِ.

الإشتقاقات الثانية

بالطبع، من المحتمل حِساب إشتقاقاتِ الطلبِ الأعلى لِلوظائفِ مِنْ متغيّرين. في معالجة الصور، كما نحن سَنَرى في أقسامِ قادمة، تَلْعبُ الإشتقاقاتَ الثانيةَ أَو Laplacian دور مهم. Laplacian مُعَرَّفُ كالتالي:

$$\nabla^2 a = \frac{\partial^2 a}{\partial x^2} + \frac{\partial^2 a}{\partial y^2} = \left(h_{2x} \otimes a\right) + \left(h_{2y} \otimes a\right)$$

حيث **h_{2x}** و**h_{2y}** مرشحاتَ قابلة للإشتقاقَ ثانيةَ. في مجالِ الترددَ عِنْدَنا لمرشحِ Laplacian (مِنْ المعادلة):

$$\nabla^2 a \quad \overset{F}{\leftrightarrow} \quad -\left(u^2 + v^2\right)A(u,v)$$

وظيفة نقلَ Laplacian تُقابلُ القِطع المكافىء $(u,v) = -(u^2 + v^2)$.
* مرشِح قابل للإشتقاق- ثاني أساسي - هذا المرشِحِ محدّدُ مِن قِبل:

$$\left[\mathbf{h}_{2x}\right] = \left[\mathbf{h}_{2y}\right]^t = \left[1 \quad -2 \quad 1\right]$$

وطيف ترددَ هذا المرشِحِ، في كُلّ إتّجاه، مُعطى مِن قِبل:

$$H(\Omega) = \mathrm{F}\{1 \quad -2 \quad 1\} = -2(1 - \cos\Omega)$$

على مدى الترددَ -π => Ω =>π .الإثنان، مرشحات أحادية البعد يُمْكِنُ أَنْ تُستَعملَ في الإسلوبِ المقترح مِن قِبل المعادلة. أَو دمجها في ، مرشِح واحد ثنائي الأبعاد كالتالي:

$$[\mathbf{h}] = \begin{bmatrix} 0 & 1 & 0 \\ 1 & -4 & 1 \\ 0 & 1 & 0 \end{bmatrix}$$

وإستعملَ كما في المعادلة.

* مجال ترددِ Laplacian - هذا المرشِحِ هو تطبيقُ الوصفةِ العامّةِ المعطاة في المعادلة ولمرشِحِ Laplacian يأْخذُ الشكلَ:

$$c[m,n] = \mathrm{F}^{-1}\left\{-\left(\Omega^2 + \Psi^2\right)A(\Omega,\Psi)\right\}$$

* مرشِح Gaussian الثاني القابل للإشتقاق - هذا الإمتدادُ البسيطُ ل - Gaussian مرشِح قابل للإشتقاق أولاً وَصفَ فوق ويُمْكِنُ أَنْ يُطبّقَ بشكل مستقل في كُلّ بُعد. نُطبّقُ صَقْل Gaussian أولاً مَع σ المُخْتَار على أساس مواصفاتِ المشكلةَ. ثمّ نُطبّقُ المرشِحَ القابل للإشتقاق الثانيَ المطلوبَ في المعادلة . ثانيةً هناك الإختيار بين Gaussian المُخْتَلِف الذي يَصْقلُ الخوارزمياتَ.

للكفاءةِ، نحن يُمْكِنُ أَنْ نَستعملَ التطبيقَ التكراريَ ونَدْمجُ الخطوتان -- الصَقْل والعملية القابلة للإشتقاق -- كالتّالي:

$$w[n] = B\left(a[n] - a[n-1]\right) + \left(b_1 w[n-1] + b_2 w[n-2] + b_3 w[n-3]\right)/b_0$$
$$c[n] = B\left(w[n+1] - w[n]\right) + \left(b_1 c[n+1] + b_2 c[n+2] + b_3 c[n+3]\right)/b_0$$

حيث المعاملات المُخْتَلِفة مُعَرَّفة في المعادلة. مرة ثانيةً، الأول (أمامية) معادلة تطبيقيةُ مِنْ n = 0 إلى $n = N - 1$ بينما الثانية (خلفية) معادلة تطبيقيةُ مِنْ $n = N - 1$ أسفلا إلى n = 0.

* مرشحات Laplacian البديلة - تقنيات تصميمِ مرشحِ رقميةِ أحادية البعدِ تزودنا بطرقَ قويَّةَ لتَخْليقَ المرشحاتَ المُحَسَّنة لمشكلة معيّنة. بإستعمال خوارزمية التصميمِ Parks-McClellan، نحن يُمْكِنُ أَنْ نَختارَ أحزمةَ التردد حيث نُريدُ الإشتقاقَ الثانيَ أَنْ تُؤْخَذَ وأحزمةَ التردد حيث نُريدُ الضوضاءَ أَنْ تُقْمَعَ. الخوارزمية بعد ذلك سَتُنتجُ المرشِح المزدوج الحقيقي مَع الطول الأدنى الذي يُحقق المواصفاتَ.
كَمِثال، إذا اردنا المرشِح الذي لَهُ خصائصُ قابلة للإشتقاقُ ثانيةُ في حزمة المرور (بالوزنِ 1.0) في مدى الترددَ $0.0 <= \Omega <= 0.3\pi$ و aحزمة المرور (بالوزنِ 3.0) في المدى $0.32\pi <= \Omega <= \pi$، فإن الخوارزمية تُنتجُ السبعة مرشِحَات المحسنة التالية:

$$[\mathbf{h}_x] = [\mathbf{h}_y]^t = \frac{1}{11043}[-3448 \quad 10145 \quad 1495 \quad -16383 \quad 1495 \quad 10145 \quad -3448]$$

Laplacian يُمْكِنُ أَنْ يحْسُب كما في المعادلة.

* مرشِح *SDGD* - المرشِح الذي يعتبر مفيدا خصوصاً في إيجاد الحافةِ ومقياسِ الجسمِ هو الإشتقاقُ الثانيُ في إتّجاهِ الميلَ المرشح (*SDGD*). يَستعملُ هذا المرشِحِ خمسة إشتقاقاتِ جزئيةِ:

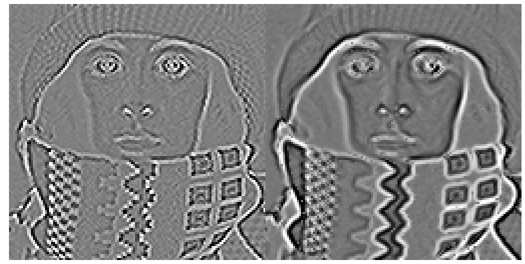
$$A_{xx} = \frac{\partial^2 a}{\partial x^2} \qquad A_{xy} = \frac{\partial^2 a}{\partial x \partial y} \qquad A_x = \frac{\partial a}{\partial x}$$
$$A_{yx} = \frac{\partial^2 a}{\partial x \partial y} \qquad A_{yy} = \frac{\partial^2 a}{\partial y^2} \qquad A_y = \frac{\partial a}{\partial y}$$

نُلاحظ ان $A_{xy} = A_{yx}$ ، هذا يُفسّرُ الإشتقاقاتَ الخمسة.
يَدْمجُ *SDGD* الإشتقاقات الجزئية المختلفة كالتّالي:

$$SDGD(a) = \frac{A_{xx}A_x^2 + 2A_{xy}A_xA_y + A_{yy}A_y^2}{A_x^2 + A_y^2}$$

كما هو مُتَوَقّع، العدد الكبير للإشتقاقاتِ المشترك في هذا المرشِحِ يُشيرُ ضمناً إلى أنَّ إخمادَ الضوضاءِ مهمُ وان مرشحاتُ Gaussian القابلة للإشتقاق – كل من الطلب الأولِ والثاني -- يَوصي إلى حدٍ كبير إنْ لمْ يكن مطلوب. ه ذا ضروريُ أيضاً ان المرشحاتُ القابلة للإشتقاقُ الأولى والثانيةُ لَها جوهرياً نفس حزمة المرور و حزمة التوقف. هذا يَعْني بأنّه إذا المرشِحِ القابل للإشتقاقِ الأولِ h_{1x} مُعطى مِن قِبل [1- 0 1] (المعادلة ii) فإن المرشِحِ القابل للإشتقاق الثاني يَجِبُ أَنْ يُعطي مِن قِبل $h_{1x} \otimes [1 \; 0 \; -2 \; 0 \; 1] = h_{2x} = h_{1x}$.

* الخلاصة - تأثيرات المرشحاتِ القابلة للإشتقاقِ الثانيةِ المُخْتَلِفةِ مُ وضحة في الصورة رقمِ 34 a e. كُلّ الصور تم تعديل تركيز قيمها (تردد الرمادي) لأغراضِ العرضِ بإستعمال المعادلة والعوامل 1 % و99 %.

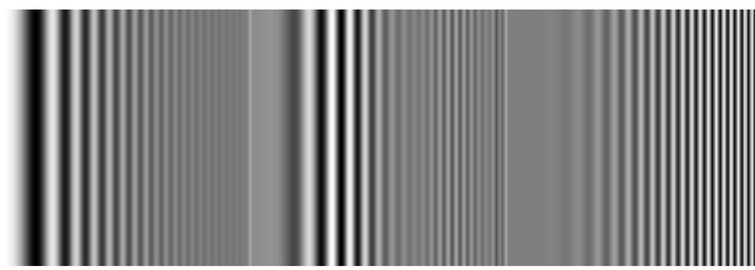


(a) (b) (c) Laplacian - eq. Fourier parabola - eq. Gaussian (σ=1.0) & eq.
(d) (e) "Designer" - eq. *SDGD* (σ=1.0) - eq.

الرسم 34: الخوارزميات المُخْتَلِفة لـLaplacian ومرشحات متعلقة بـLaplacian.

المرشحات الأخرى

عدد لانهائي مِنْ المرشحاتِ، من كلا النوعين خطيّ و غيرخطّي، محتمل لمعالجة الصور. اذن من المستحيلُ وَصْف أكثر مِنْ الانواع الأساسية في هذا القسمِ. وصف المرشحات الآخرى يُمْكِنُ أَنْ يُوْجَدَ في الكتب المرجعية وكذلك في كتب التطبيقاتَ. من المُهمِ إسْتِعْمال مجموعة ثابتة صغيرة مِنْ صورِ الإختبارِ ذات العلاقة بمنطقةِ التطبيقَ لفَهْم تأثيرِ المرشِح المُعطى أَو صنف المرشحاتِ. تأثير المرشحاتِ على الصورِ يُمْكِنُ أَنْ يُفْهَمَ أكثر بإستعمالِ الصورِ التي تحتوي مناطقَ واضحة ظاهرة من تَغيير المقاييس لتَصَوُّر التأثيرِ على الحافاتِ أَو بإستعمالِ أنماطِ الإختبارِ مثل عملياتِ مسح الجيبية لتَصَوُّر التأثيراتِ في مجالِ الترددَ. انظر نماذج المرشحات في الرسم رقمِ 35.

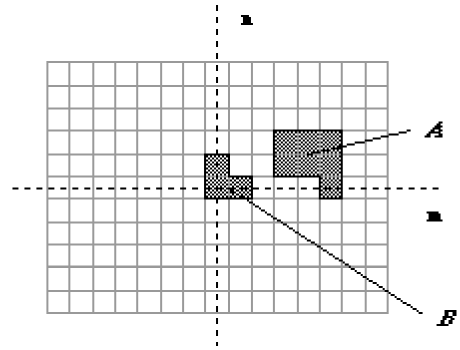


(a) Lowpass filter **(b)** Bandpass filter **(c)** ighpass filter

إعتقدْ 34: خوارزمياتُ الإلتواءِ المُخْتَلِفة المنفذة على صورةِ إختبارِ الجيبية.

عمليات أساسها عِلْم التشكل

في قسمِ 1 عرّفنَا صورةً ك(مدى) دالة مِنْ متغيران (إحداثيات)، حقيقيان (a (x ,y أَو متغيران منفصلان (ثابتان) [a [m ,n . التعريف البديل للصورةِ يُمكنُ أَنْ يكُونَ مستند على الفكرةِ ان الصورةِ تَشْملُ مجموعة (أَو تشكيلة) من كِل من الإحداثيات المستمرةِ أَو المنفصلةِ. بمعنى اخر المجموعة تُقابلُ النقاطَ أَو نقاطَ الشاشة التي تنتمي إلى الأجسامِ في الصورةِ. هذا مُصَوَّرُ في الصورة رقمِ 36 الذي يَحتوي الجسمان أَو مجموعاتَ A و B . مع مُلاحظة ان نظام الإحداثيات مطلوبُ. للحظةِ نحن سَنَعتبرُ قِيَمَ نقطةَ الشاشة لِكي تَكُونَ ثنائيةَ كما نوقشتْ في قسمِ سابق. بشكل اعمق نحن سَنُحدّدُ مُناقشتَنا على الفضاءِ المنفصلِ (Z^2).



الرسم 36: الصورة الثّنائية التي تَحتوي مجموعتا الأجسامِ A وB .

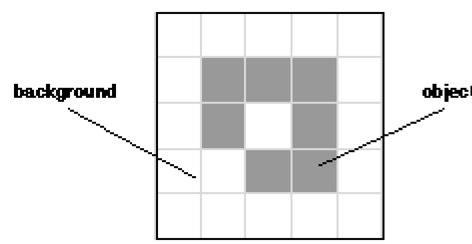
الجسم A يَشْملُ تلك النقاطِ a التي تشْتركُ في بَعْض الخصائص العامةِ:

$$Object - \mathbb{A} = \{\alpha | property(\alpha) == \text{TRUE}\} - \text{جسم}$$

كَمِثال، جسم B في الرسم رقمِ 36 يَتضمّنُ {[0,0], [1,0], [0,1]}.
إنّ خلفيةَ ***A*** المُعطيةُ بـA^c (تكملة A) والتي تُعَرَّفُ كتلك العناصرِ التي لَيستْ في A:

$$Background - \mathbb{A}^c = \{\alpha | \alpha \notin \mathbb{A}\} - \text{خلفية}$$

في الرسم رقمِ 4 قدّمنَا مفهومَ ربطِ الجوار. نحن الآن نُلاحظُ بأنّ إذا جسمِ A مُعَرَّفُ على أساس ربط -C (C =4، 6، أو 8) فإن الخلفيةَ A^c لَها ربط معطىَ بـC - 12 . الضرورة لهذا مُوضحةُ للشبكةِ الديكارتيةِ في الرسم رقمِ 37.



الرسم 37: الصورة الثّنائية التي تَتطلّبُ تعريفَ حذرَ مِنْ ربطِ الخلفيةَ والجسمَ.

التعاريف الأساسية

العملياتُ الأساسية المرتبطة بجسمِ هي مجموعة العمليات المعيارَية : الإتحاد، التقاطع، وتكملة{ $\cap, \cup, ^c$ } بالإضافة للنقل:

* **النقل** - مُعطى الموجه (الشعاع) x و مجموعة A، النقل، A + x، مُعَرَّفُ كالتالي:

$$\mathbb{A} + \mathbf{x} = \{\alpha + \mathbf{x} | \alpha \in \mathbb{A}\}$$

نُلاحظ انه، منذ اننا نَتعاملُ مع صورة رقمية متكوّنة من نقاطِ في مواقعِ إحداثيات العدد الصحيحِ (Z^2)، هذا يَدْلُّ على قيودِ على موجهاتِ النقل الجائزةِ x.

عمليات مجموعة Minkowski الأساسيةِ -- الجمع و الطرح -- أولاً نُلاحظُ بأنّ العناصرَ الفرديةَ التي تَشْملُ B لَيستْ فقط نقاطَ لكن أيضاً موجهاتَ حيث عِنْدَهُمْ موقع احداثيات واضّح فيما يتعلق ب[0,0]. أعطيتْ مجموعتان A وB:

$$A \oplus B = \bigcup_{\beta \in B} (A + \beta)$$ إضافة Minkowski -

$$A \ominus B = \bigcap_{\beta \in B} (A + \beta)$$ طرح Minkowski -

التوسُّع والتآكل

مِنْ هاتان العمليتان من عمليات Minkowski نُعرّفُ عملياتَ عِلْمِ الصرف الرياضيِ الأساسيِ التوسُّعَ والتآكلَ:

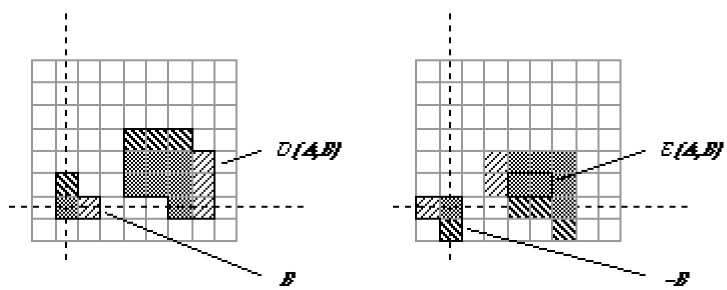
$$D(A,B) = A \oplus B = \bigcup_{\beta \in B} (A + \beta)$$ توسُّع -

$$E(A,B) = A \ominus (-B) = \bigcap_{\beta \in B} (A - \beta)$$ تآكل -

حيث. $-B = \{-\beta | \beta \in B\}$

هاتان العمليتان مُصَوَّرتان في الرسم رقمِ 38 للأجسامِ المعرّفة في الرسم رقمِ 36.

(a) توسُّع D(*A*,*B*) (b) تآكل E(*A*,*B*)

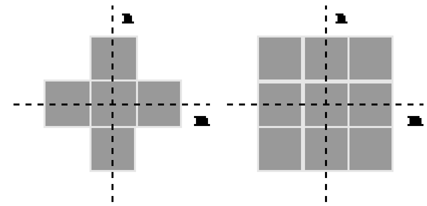


الرسم 38: الصورة الثُنائية التي تَحتوي مجموعتا الأجسامِ A وB . إنّ نقاطَ الشاشة الثلاث في B "تُلوّنُ" كما تأثيرُهم في النتيجةِ.

مجموعة A أَو B يُمْكِنُ أَنْ تعتبر كصورة، A يُعتَبرُ عادة كالصورة و B يُدْعَى عنصرِ التنظيم (الهيكل). إنّ عنصرَ التَنظيم لعِلْمَ الصرف الرياضيَ الذي هو مركز الإلتواءَ لنظريةَ مرشِحِ خطيّةِ.

التوسُّع، عُموماً، يؤدي بالاجسام للتَوَسُّع أَو النَمُو في الحجمِ؛ التآكلِ يؤدي بالاجسام إلى الإنكماش. الكمية والطريق الذي يَنْمونَ أَو يَنكمشونَ به يَعتمدانِ على إختيارِ عنصرِ التَنظيم. التَوَسُّع أَو التَآكُل بدون تَحديد العنصرِ الهيكلي لَنْ يُقدِم أي تغيير أكثر مِنْ مُحَاوَلَة إستعمال مرشِحِ المرور الادنى على صورة بدون تَحديد المرشِحِ. عنصرا التَنظيم الأكثر شيوعاً (مُعطَية الشبكة الديكارتية) المجموعاتَ المُرتَبِطة- 4 والمُرتَبِطةَ- 8، N_4 وN_8 . مُصَوَّرون في الرسم رقمِ 39.

(a) N_4 (b) N_8



الرسم 39: المعيار الذي يُنظّمُ العناصرَ N_4 وN_8 .

التوسُّع والتآكل لَهُما الخصائص التاليةُ:

Commutative - $D(A,B) = A \oplus B = B \oplus A = D(B,A)$
Non-Commutative - $E(A,B) \neq E(B,A)$
Associative - $A \oplus (B \oplus C) = (A \oplus B) \oplus C$
Translation Invariance - $A \oplus (B + x) = (A \oplus B) + x$

$$D^c(A,B) = E(A^c, -B)$$

Duality - $E^c(A,B) = D(A^c, -B)$

مَع A كجسم و A^c كالخلفية ، المعادلة تقُولُ بأنّ توسُّعَ الجسمِ مكافئُ إلى تآكلِ الخلفيةِ. على نفس النمط، تآكل الجسمِ مكافئُ إلى توسُّعِ الخلفيةِ.
ماعدا الحالاتِ الخاصّةِ:
غير معكوس . $D(E(A,B),B) \neq A \neq E(D(A,B),B)$.
التآكل لَهُ خاصية النقل التاليةِ:
النقل الثابت - $A \ominus (B + x) = (A + x) \ominus B = (A \ominus B) + x$

التوسُّع والتآكل لَهُما الخصائص المهمةُ التاليةُ. لأيّ عنصر تَنظيم إعتباطي B وجسما صورةِ A_1 وA_2 مثل التالية:
$A_1 \subset A_2$ (A_1 is a proper subset of A_2):

$$D(A_1,B) \subset D(A_2,B)$$

متزايد في أي - $E(A_1,B) \subset E(A_2,B)$

لعنصري التنظيم B_1 وB_2 مثل $B_2 \subset B_1$:
متناقص في بي - $E(A,B_1) \supset E(A,B_2)$

نظريات التحليل الى مركبات ابسط تجعلها محتملةِ لإيجاد تطبيقاتِ كفوءةِ للمرشحاتِ الصرفيةِ.

Dilation - $A \oplus (B \cup C) = (A \oplus B) \cup (A \oplus C) = (B \cup C) \oplus A$ توسُّع
Erosion - $A \ominus (B \cup C) = (A \ominus B) \cap (A \ominus C)$ تآكل
Erosion - $(A \ominus B) \ominus C = A \ominus (B \oplus C)$ تآكل
Multiple Dilations - $nB = \underbrace{(B \oplus B \oplus B \oplus \cdots \oplus B)}_{n\ \text{times}}$ التوسُّعات المتعدّدة

نظرية التحليل الى مركبات ابسط مهمةِ بسبب Vincent. أولاً، نَتطلّبُ بَعْض التعاريفِ:

- المجموعة المحدّبة (في R^2) هي واحدة للخَطِّ المستقيمِ الذي يَضمُّ أيّ نقطتان في المجموعةِ التي تَشْملِ نقاطِ المجموعةِ. من الواضح انه يجب أَخْذَ العناية تُطبيقُ هذا التعريفِ إلى النِقاطِ المنفصلةِ كمفهوم "خَطّ مستقيم" يجب أنْ يفسر بشكل ملائم في Z^2.
- المجموعة المحدودةُ إذا كُلّ مِنْ عناصرِها لَه مقدار محدود، في هذه الحالة المسافةِ إلى أصلِ نظامِ الاحداثيات.
- المجموعة المتماثلةُ إذا $B = -B$. إنّ المجموعاتَ N_4 و N_8 في الرسم رقمِ 39 أمثلةَ عن المجموعات المحدّبةِ، المحدودة، و المتماثلة.

نظرية فنسينت، عندما تطُبق على صورةِ تَشْملُ نقاطِ منفصلةِ، فإن عنصر التَنظيم المتماثلِ B الذي لَنْ يَحتوي أي فتحاتِ ويَحتوي مركزَه الخاصَ، $[0,0] \in B$:

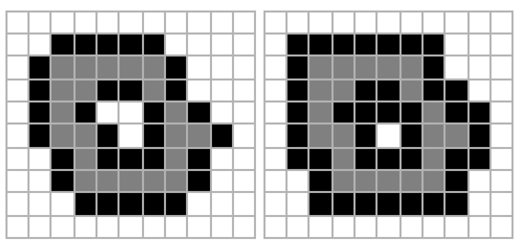
$$D(A,B) = A \oplus B = A \cup (\partial A \oplus B)$$

حيث أنَّ ∂A محيط (حدود) الجسمِ. ∂A هو مجموعةُ النِقاطِ التي لَها نقطة خلفيةِ كجار. إنّ نتيجةَ هذه النظريةِ بأنّه لَيس من الضروريَ مُعَالَجَة كُلّ النقاط في الجسمِ لكي يَحْسبَ التوسُّع أو التآكل. نحن فقط يَجِبُ أَنْ نُعالجَ نقاطَ الحَدَّ. هذا يَحْملُ أيضاً لكُلّ العمليات التي يُمْكِنُ أَنْ تُشتَقَّ مِنْ التوسُّعاتِ والتآكلاتِ. معالجة نقاطِ الحَدِّ بدلاً مِنْ نقاطِ الجسمِ تَعْني بأنّ، فيهاعدا الصورِ الطبية، التعقيد الحسابي يُمْكِنُ أَنْ يُخفّضَ مِنْ $O(N^2)$ إلى $O(N)$ لصورة $N \times N$. إنّ التوسُّعَ الأسهلَ وخوارزمياتَ التآكلِ يَصِفانِ كثيراً كالتّالي.

* التوسُّع - نأْخذُ كُلّ نقطة جسمِ ثنائيةِ (القيمةِ " 1") ووَضعَ كُلّ نقاط الخلفيةِ (بالقيمةِ " 0") بمعنى ان النقاط C- مُرتَبِطة إلى نقطةِ الجسمِ تأخذ القيمةَ "1".

* التآكل - نأْخذُ كُلّ نقطة جسمِ ثنائيةِ (القيمةِ " 1") النقاط C- المُرتَبِطة إلى نقطة الخلفيةِ ووَضعَ قيمةَ نقطةِ الجسمَ إلى "0".

مقارنة هذاين الإجراءين. حيث $B = N_{C=4}$ أَو إن $N_{C=8}$ يظْهر بأنّهم مكافئون إلى التعاريفِ الرسميةِ للتوسُّعِ والتآكلِ. إنّ الإجراءَ المُصَوَّرُ للتوسُّعِ في الرسم رقمِ 40.



(a) $B = N_4$ (b) $B= N_8$

الرسم 40: إيضاح التوسُّعِ. نقاط الجسمِ الأصليةِ رماديةِ؛ النِقاط المضافة خلال التوسُّعِ في الأسودِ.

الإلتواء المنطقي

صورةِ ثنائيةِ إعتباطيةِ لجسم (أَو عنصر تنظيمَ) A ممكن ان تكُونُ مُمَثَّلةً كالتالي:

$$A \leftrightarrow \sum_{k=-\infty}^{+\infty} \sum_{j=-\infty}^{+\infty} a[j,k] \cdot \delta[m-j, n-k]$$

حيث Σ و * العملياتَ المنطقيةَ OR وAND كما عُرّفتَ سابقا ، $a[j,k]$ وظيفة الخاصيةِ التي تُواجهُ القِيَمَ المنطقيةَ "1" "0" كالتّالي:

$$a[j,k] = \begin{cases} 1 & a \in A \\ 0 & a \notin A \end{cases}$$

و $\delta[m,n]$ نسخة منطقية مِنْ وظيفةِ Dirac delta التي تُواجهُ القِيَمَ المنطقيةَ "1" "0" كالتّالي:

$$\delta[j,k] = \begin{cases} 1 & j = k = 0 \\ 0 & otherwise \end{cases}$$

التوسُّع للصورِ الثنائيةِ يُمْكِنُ أَنْ يَكُونَ مكتوبك كالتالي:

$$D(A,B) = \sum_{k=-\infty}^{+\infty} \sum_{j=-\infty}^{+\infty} a[j,k] \bullet b[m-j, n-k] = a \otimes b$$

لأن العمليات المنطقية OR, AND يمكن ان تستبدل،فإنه يُمْكِنُ أيضاً أَنْ يُكْتَبَ كالتالي:

$$D(A,B) = \sum_{k=-\infty}^{+\infty} \sum_{j=-\infty}^{+\infty} a[m-j, n-k] \bullet b[j,k] = b \otimes a = D(B,A)$$

إستعمال نظرية De Morgan's:

$$\overline{(a+b)} = \bar{a} \bullet \bar{b} \quad \text{and} \quad \overline{(a \bullet b)} = \bar{a} + \bar{b}$$

بالاعتماد على المعادلات السابقة، التآكل يُمْكِنُ أَنْ يُكْتَبَ كالتالي:

$$E(A,B) = \prod_{k=-\infty}^{+\infty} \prod_{j=-\infty}^{+\infty} \left(a[m-j, n-k] + \bar{b}[-j,-k] \right)$$

وهكذا، التوسُّع والتآكل على الصورِ الثنائيةِ يُمْكِنُ أَنْ يُنْظَرَ كشكل من الإلتواءِ على الجبر المنطقي.
رأينا في القسمِ الخاص بالإلتواء بأنَّ، عند إستخدام الإلتواء ، فإن الإختيار الملائم لشروطِ الحَدَّ لصورةِ هو ضروري.
التوسُّع والتآكل – يمكن أنْ يَكُونا إلتواء منطقي بلا اي إستثناءَ. إنّ الإختيارين الأكثر شيوعاً بأنّ أمّا كُلّ شيء خارج الصورةِ الثنائيةِ "0" أَو كُلّ شيءُ خارج الصورةِ الثنائيةِ "1".

الإفتتاح والإغلاق

نحن يُمْكِنُ أَنْ نَدْمجَ التوسُّعَ والتآكلَ لبناء عمليتي الطلبِ الأعلى المهمتينِ:

Opening - $O(A,B) = A \circ B = D(E(A,B),B)$ - إفتتاح

Closing - $C(A,B) = A \bullet B = E(D(A,-B),-B)$ - إغلاق

الإفتتاح والإغلاق لَهُما الخصائص التاليةُ:

$$C^c(A,B) = O(A^c,B)$$

Duality - $O^c(A,B) = C(A^c,B)$ - ثنائية

$$O(A+\mathbf{x},B) = O(A,B)+\mathbf{x}$$

Translation - $C(A+\mathbf{x},B) = C(A,B)+\mathbf{x}$ - النقل

للإفتتاح بعنصرِ التنظيم B وصور أي، أي 1، وأي 2، حيث أنَّ أي 1 a صورة ثانوية أي 2 (أي 1 أي 2):

Antiextensivity - $O(A,B) \subseteq A$

Increasing monotonicity - $O(A_1,B) \subseteq O(A_2,B)$

Idempotence - $O(O(\mathrm{A},\mathrm{B}),\mathrm{B})=O(\mathrm{A},\mathrm{B})$

للإغلاق بتَنظيم العنصرِ بي وصور A_1, A وA_2 ، حيث أنَّ A_1 صورة ثانوية من A_2 ($A_1 \subseteq A_2$):

Extensivity - $\mathrm{A}\subseteq C(\mathrm{A},\mathrm{B})$
Increasing monotonicity - $C(\mathrm{A}_1,\mathrm{B})\subseteq C(\mathrm{A}_2,\mathrm{B})$
Idempotence - $C(C(\mathrm{A},\mathrm{B}),\mathrm{B})=C(\mathrm{A},\mathrm{B})$

عملية الرمية الخاطئة

مشغل الرمية الخاطئةَ أَو الضربةَ عُرّفا مِن قِبل Serra لَكنَّنا سَنُشيرُ إليه كالمشغل (العملية) "لا على التعيين" ونُعرّفُه كالتّالي. معطاةٌ الصورةً A وعنصرين التنظيم B_1 وB_2 ، فإن تعريف المجموعةَ والتعريفَ المنطقيَ هو التالي:

$$HitMiss(\mathrm{A},\mathrm{B}_1,\mathrm{B}_2) = \begin{cases} E(\mathrm{A},\mathrm{B}_1)\cap E^c(\mathrm{A}^c,\mathrm{B}_2) \\ E(\mathrm{A},\mathrm{B}_1)\bullet\overline{E(\overline{\mathrm{A}},\mathrm{B}_2)} \\ E(\mathrm{A},\mathrm{B}_1)-E(\overline{\mathrm{A}},\mathrm{B}_2) \end{cases}$$

رمية خاطئة -

حيث B_1 و B_2 عناصرَ تَنظيم مفكّكةِ محدودةِ. (لاحظْ إستعمالَ الترقيمِ في المعادلة). المجموعتان مفكّكتان إذا $B_1 \cap B_2 = \varnothing$ المجموعة الفارغة. المشغل لا على التعيين المكافئُ الصرفيُ لملائمة القالب ، التقنية المشهورة لمُجَاراة الأنماطِ مستندة على عبرِ- العلاقة المتبادلة. هنا، عِنْدَنا قالب B_1 للجسمِ وقالب B_2 للخلفيةِ.

خلاصة العملياتِ الأساسيةِ

إنّ نَتائِجَ تطبيقِ هذه العملياتِ الأساسيةِ على صورة الإختبارِ مُصَوَّرة اسفلا. في الرسم رقمِ 41 عناصرَ التَنظيم المُخْتَلِفةِ المستعملة في المعالجة مُعَرَّفة. القيمة "-" تشُيرُ إلى "لا تَهتَمُّ". كُلّ عناصرِ التنظيم الثلاثة متماثلة.

$$\mathrm{B}=\mathrm{N}_8=\begin{bmatrix}1&1&1\\1&1&1\\1&1&1\end{bmatrix}\ \mathrm{B}_1=\begin{bmatrix}-&-&-\\-&1&-\\-&-&-\end{bmatrix}\ \mathrm{B}_2=\begin{bmatrix}-&1&-\\1&-&1\\-&1&-\end{bmatrix}$$

(a) (b) (c)

الرسم 41: عناصرِ التنظيم B, B_1, B_2

إنّ نَتائِجَ المعالجة توُضح في الرسم رقمِ 42 حيث أنَّ القيمة الثنائية "1" أُظهرت في الأسودِ والقيمةِ "0" في الأبيضِ.

a) صورة A b) توسُّع مَع B2 c) تآكل مَع B2

d) إفتتاح مَع B2 e) إغلاق مَع B2 f) رمية خاطئة مَع B1B2
الرسم 42: أمثلة عمليات عِلْمِ الصرف الرياضيةِ المُخْتَلِفةِ.

العملية الإفتتاحية يُمْكِنُ أَنْ تَفْصلَ الأجسامَ المُرتَبِطة في الصورة ثنائية. عملية الإغلاق يُمْكِنُ أَنْ تَمْلأَ الفتحاتَ الصغيرةَ. تُولّدُ كلتا العمليات كمية معينة من الصَقْل على محيط جسمِ معطىَ عنصرِ تنظيم الصقل. يَصْقلُ الإفتتاح مِنْ داخل مِنْ محيط الجسمَ بينما الإغلاق يَصْقلِ مِنْ خارج محيط الجسمَ. وَجدَ المثالُ المعطى على عملية "العملية لا على التعيينُ" نقاطُ المحيط الاربعة المُرتَبِطةِ. الطريقة البديلة لإيجاد المحيط ببساطة أَنْ نَستعملَ العلاقةَ التاليةَ:

المخطط المُرتَبِط 4 - $\partial A = A - E(A, N_8)$

أَو

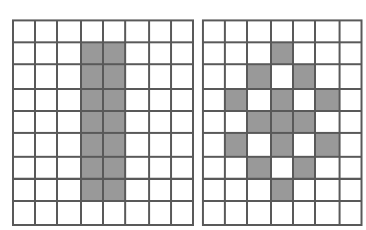
المخطط المُرتَبِط 8 - $\partial A = A - E(A, N_4)$

الهيكل العظمي

إنّ التعريفَ الشكليَ للهيكل العظمي هو تمثيل الجسمِ الخطي بالمتطلبات التالية:

- نقطة واحدة سميكة،
- خلال "منتصفِ" الجسمِ،
- يحفظ الهندسة اللاكميةَ (الطبوغرافية) للجسمِ.

هذه المتطلبات لَيستْ قابلة للتحققِ دائماً. الصورة 43 توضح هذه الحالةُ.



(a) (b)
الصورة 43: مثال المحيط إلى المتطلباتِ الثلاثة.

في المثالِ الأولِ، الرسم 43 a، لَيسَ من المحتملَ تَوليد خَطّ بسماكة نقطةُ واحدة وفي مركزِ الجسمِ بينما يُولّدُ الطريق الذي يَعْكسُ ببساطةَ الجسمِ. في الرقمِ 43 b هو لَيسَ محتملَ لإزالة نقطة مِنْ الجسمِ المُرتَبِطِ - 8 (ثمانية جيران) ويَبقي الهندسة اللاكميةَ بشكل آني -- فكرة الارتباط -- للجسمِ. على الرغم من هذا، هناك تَشْكِيلة التقنياتِ التي تُحاولُ الوصول الى هذا الهدفِ ولإنْتاج هيكل عظمي.
الصيغة الأساسية المستندة على عملِ Lantuejoul. المجموعة الفرعية للهيكل $S_k(A)$ مُعَرَّفُ كالتالي:

المجموعة الفرعية للهيكل - $$S_k(A) = E(A,kB) - [E(A,kB) \circ B] \qquad k = 0,1,\ldots K$$

حيث أنَّ K القيمةَ الأكبرَ من k قبل ان تصبح المجموعةِ $S_k(A)$ فارغةً. من المعادلة $E(A,kB) \circ B \subseteq E(A,kB)$. إنّ عنصرَ التَنظيم B مُختَارُ (في Z^2) لتَقريب القرص الدائري، ذلك، متماثل ومحدود ومحدّب. إنّ الهيكل العظمي هو إتحاد المجموعات الفرعية للهيكل:

هيكل عظمي - $$S(A) = \bigcup_{k=0}^{K} S_k(A)$$

أثر جانبي رائع لهذه الصيغةِ وهو بأنّ الجسمِ الأصلي يُمْكِنُ أَنْ يُعادَ بناءه بالاعتماد على المعرفةَ المُعطاةَ للمجموعات الفرعية الهيكلية $S_k(A)$، عنصر التَنظيم B، K:

إعادة بناء - $$A = \bigcup_{k=0}^{K} \left(S_k(A) \oplus kB\right)$$

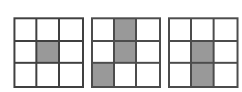
هذه الصياغةِ للهيكل العظمي، على أية حال، لا تحفظ الهندسة اللاكميةَ (الطبوغرافية) ، حسب المتطلبات الموَصفةَ في المعادلة.
وجهةِ نظر بديلة وهي أَنْ تُطبّقَ التَخفيف، التآكل الذي يُخفّضُ سُمكَ الجسمِ بدون السَماح له بالإختِفاء. الخوارزميةً العامة للتخفيف مستندة على العمليةِ " لا على التعيينِ":

تَخفيف - $$Thin(A, B_1, B_2) = A - HitMiss(A, B_1, B_2)$$

بالإعتِماد على إختيارِ B_1 و B_2 ، التَشْكِيلة الكبيرة مِنْ خوارزمياتِ التخفيف -- وخلال التطبيقِ المتكرّرِ فإن خوارزمياتَ الهيكلة -- يُمْكِنُ أَنْ يُطبّقَ.
التطبيق العملي يُمْكِنُ أَنْ يُوْصَفَ بشكل آخر. إذا حدّدناُ لأنفسنا 3 x 3 جوار، مشابه لعنصرِ التَنظيم $B = N_8$ في الرسم رقمِ 41 a، فإننا يُمْكِنُ أَنْ نَنْظرَ الى عمليةَ التَخفيف كنافذة التي تَمْسحُ مراراً وتكراراً على الصورة الثنائية وتَضعُ النقطةَ المركزيةَ إلى قيمة "0" تحت بَعْض الشروطِ. النقطة المركزية لَنْ تُغيّرْ إلى "0" إذا وفقط إذا:

- يمكن إيجاد النقطة المَعْزُولة (ومثال على ذلك: - رقم 44 a)،
- إزالة النقطة سيُغيّرُ الربطَ (ومثال على ذلك: - رقم 44 b)،
- إزالة النقطة سيُقصّرُ الخَطّ (ومثال على ذلك: - رقم 44 c).

كنقاط (فعلاً) ازيلت في كُلّ تكرار، العملية تُدْعَى التآكل الشرطي. ثلاثة مِنْ حالات الاختبار مُصَوَّرة في الرسم رقمِ 44. عُموماً كُلّ الدورات والإختلافات المحتملة يَجِبُ أَنْ تُدقّق. حيث هناك فقط 512 مجموعة محتملة وحيدة للنافذة 3 x 3 على صورة ثنائية، هذا يُمْكِنُ أَنْ يُعْمَلَ بسهولة بإستعمالِ جدول المشاهدة.



(a) نقطةَ العَزلَ (b) نقطة الوبطِ (c) نقطة النهايةِ

الرسم 44: شروط الإختبارِ للتآكلِ الشرطيِ مِنْ النقطةِ المركزيةِ.

لَوان الشرط (i) فقط إستعمل فإن كُلّ جسم سَيُنزّلُ لنقطة وحيدة. هذا مفيدُ إذا كنا نريد حِساب عددِ الأجسامِ في صورةِ. لَو شرط ان الشرط (ii) فقط إستعمل فإنه سيوجد حُفر في الأجسامِ. إذا الشروطِ (i + ii) فقط إستعملت فإن كُلّ جسم سَيُنزّلُ إمّا لنقطة وحيدة إذا هي لا تَحتوي على فتحة أَو إلى الحلقاتِ المُغلقةِ إذا هي تَحتوي على الفتحاتَ. إذا الشروطِ (i + ii + iii) إستعملت فإن "هيكل عظمي كامل" سَيُولّدُ كتقريب إلى المعادلةِ. إيضاحات هذه الإمكانياتِ المُخْتَلِفةِ معطاة في الرسم رقمَ 45 a, b.

التكاثر (الانتشار)

هو سهلُ لِكي يَكُونَ قادر على إعادة بناء الصورةَ التي "نَجتْ من" عِدّة تآكلات أَو لمَلْئ جسمَ مُعَرَّفُ، على سبيل المثال، مِن قِبل الحَدّ. الآلية الرسمية لهذا لَهُا عِدّة أسماء بضمن ذلك ملِئ المنطقةِ، إعادة البناء، والتوليد. إنّ التعريفَ الرسميَ مُعطى بالخوارزميةِ التاليةِ. نَبْدأُ مَع بذرةِ الصورة $S^{(0)}$، صورة القناع A، وعنصر التَنظيم B. بعد ذلك نَستعملُ توسُّعاتَ S بعنصرِ التنظيم B وأخفوا بالقناع A في إجراءِ تكراريِ كالتالي:

$$S^{(k)} = \left[S^{(k-1)} \oplus B\right] \cap A \quad \textbf{until} \quad S^{(k)} = S^{(k-1)}$$ - k تكرار

بكُلّ تكرار، بذرةَ الصورة تَنْمو (خِلال التوسُّعِ) لكن ضمن المجموعةِ (جسم) المعرفة مِن قِبل A ؛ S يُكاثرُ (ينتشر) لمَلْئ A. الإختيارات الأكثر شيوعاً ل B هي N_4 أو N_8. عِدّة ملاحظات مركزية لإستعمالِ التكاثر:

- أولاً، في تطبيق بسيط، كما هو مُقترح من قبل المعادلة، الكلفة الحسابية عالية جداً. كُلّ تكرار يَتطلّبُ عدد $O(N^2)$ من العمليات لصورة $N \times N$ وبالعددِ المطلوبِ للتكرار هذا يُمْكِنُ أَنْ يُؤدّي إلى تعقيد $O(N^3)$. لحسن الحظ، يُوَجد تطبيقَ تكراريَ مِنْ الخوارزميةِ بمرور واحد أو إثنان خلال الصورةِ كافية عادة.
- الثانية، بالرغم من أنّنا لم نبدي إنتباهَ كثيرَ إلى قضيةِ "الجسمِ / ربط الخلفيةِ" لحدّ الآن (انظر الرسم رقم 37)، من ضروريُ بأنّ الربطَ الذي دَلَّ عليه مِن قِبل B يَكُونُ متناظراً إلى الربطِ المرتبطَ بتعريفِ الحَدَّ A.
- أخيراً، كما هو مذكور في وقت سابق، من المُهمِ القيَاْم بالإختيارِ الصحيحِ ("0" أَو "1") لشرطِ حَدَّ الصورةِ. يَعتمدُ الإختيارُ على التطبيقِ.

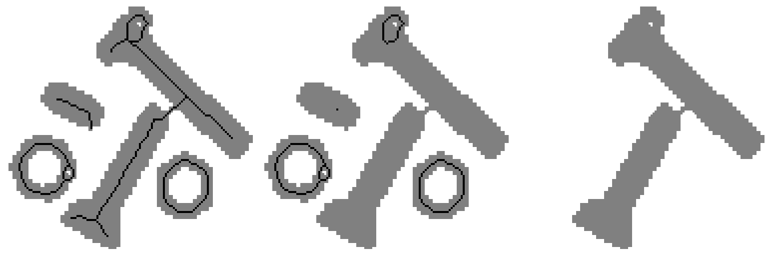
خلاصة الهيكل العظمي والتكاثر

إنّ تطبيقَ هاتين العمليتين على صورة الإختبارِ المُصَوَّرةُ في الرسم رقمِ 45. في الرسم رقمِ 45 a, b العملية الهيكلية موضحة بشروطِ النقطة النهائية (i +ii+iii) وبدون شرطِ نقطةِ النهايةَ (i +ii). إنّ عمليةَ التوليدَ مُصَوَّرةُ في الرسم رقمِ 45 c. الصورة الأصلية، اعطيت بالرماديِ الفاتح، تآكلت بإستعمال $E(A,6N_8)$ لإنْتاج صورةِ البذرةَ المعطاة باللون الأسودِ. الصورة الأصليةِ بعد ذلك إستعملت كصورة القناعَ لإعْطاء النتيجةِ النهائيةِ. قيمة الحدودَ في كلتا الصور كَانتْ "0".

عِدّة تقنيات مستندة على إستعمالِ عملياتِ التكاثر والهيكل العظمي بالتمازج مع عملياتِ عِلْمِ الصرف الرياضيةِ الأخرى سَتُناقش في قسمِ لاحق.

الأصلي = قناع اللون الرماديِ = اللون الرمادي

الهيكل العظمي = البذرة السوداء = اللون الأسود



a) هيكل عظمي بنقاطِ النهايةِ b) هيكل عظمي بإستمرار نقاط c) التكاثر مَع N_8 الشرط i +ii+iii . الشرط i +ii .

الرسم 45: أمثلة الهيكل العظمي والتكاثر.

معالجة قيمةِ الرمادي الصرفية

تقنيات التَرْشيح الصرفي يُمْكِنُ أَنْ تُمدّدَ إلى صورِ تدرجات الرمادي. لتَبْسيط الأمورِ نحن سَنُحدّدُ تقديمَنا إلى عناصر التَنظيمِ ، B ، الذي يَشْملُ عدد محدود مِنْ النقاطِ و هي محدّبة ومحدودة. الآن، على أية حال، عنصر التَنظيم لَهُ قِيَمُ رماديةُ مرتبطة بكُلّ موقع إحداثيات كما تَعمَلُ الصورةَ A.

* توسُّع تدرجات الرمادي، D_G(*)، مُعطى بالصيغة التالية:

$$D_G(\mathbb{A},\mathbb{B}) = \max_{[j,k]\in \mathbb{B}}\{a[m-j,n-k]+b[j,k]\}$$ توسُّع -

للإحداثيات الناتجِة المُعطاة [m ,n]، عنصر التَنظيم مَجْمُوعُ مَع النسخةَ المزاحة من الصورةِ والحَدّ الأعلى صادف على كُلّ الإزاحات ضمن المجال J x K لـ B مستعمل كالنتيجة. الإنتِقال يَجِبُ أَنْ يَتطلّبُ قِيَمَ الصورةِ A الواقعة خارج المجال M x N لـ A، بعد ذلك القرار يجب أنْ يُؤخذ بالنسبة إلى النموذجَ المختار لإمتدادِ الصورةِ، كما وُصِفَ في قسمِ سابق، يَجِبُ أَنْ يُستَعملَ.

* تآكل تدرجات الرمادي، ومثال على ذلك: - E_G(*)، مُعطى مِن قِبل:

$$E_G(\mathbb{A},\mathbb{B}) = \min_{[j,k]\in \mathbb{B}}\{a[m+j,n+k]-b[j,k]\}$$ تآكل -

الثنائية بين تآكلِ تدرجات الرمادي وتوسُّعِ تدرجات الرمادي -- نظير تدرجات الرمادي -- أكثر تعقيداً جداً مِنْ الحالةِ الثنائيةِ:

$$E_G(\mathbb{A},\mathbb{B}) = -D_G(-\tilde{\mathbb{A}},\mathbb{B})$$ ثنائية -

حيث "$-\tilde{\mathbb{A}}$" تعْني ان $a[j,k]$ -> $-a[-j,-k]$.

إنّ تعاريفَ عملياتِ الطلبِ الأعلى مثل إفتتاح تدرجات الرماديِ وإغلاق تدرجات الرماديِ:

$$O_G(\mathbb{A},\mathbb{B}) = D_G(E_G(\mathbb{A},\mathbb{B}),\mathbb{B})$$ إفتتاح -

$$C_G(\mathbb{A},\mathbb{B}) = -O_G(-\mathbb{A},-\mathbb{B})$$ إغلاق -

الخصائص المهمة التي نوقشتْ في وقت سابق مثل النقل الثابت، الزِيَادَة في A، وهلم جرا قابلة للتطبيق أيضاً على المعالجة الصرفيةِ لتدرجات الرماديِ.

في العديد مِنْ الحالاتِ، التعقيد الظَاهِر للمعالجة الصرفيةِ لتدرجات الرمادي يُخفّضُ بشكل ملحوظ خلال إستعمالِ عناصرِ التّنظيم المتماثلةِ حيث $b[j,k] = b[-j,-k]$. الأكثر شيوعاً، هذا المستند على إستعمالِ B = ثابت = 0. لهذه الحالةِ والإستعمال المهمِ ثانيةً المجالِ $[j,k] \subset$,***B***، التعاريف فوق تُخفّضُ إلى:

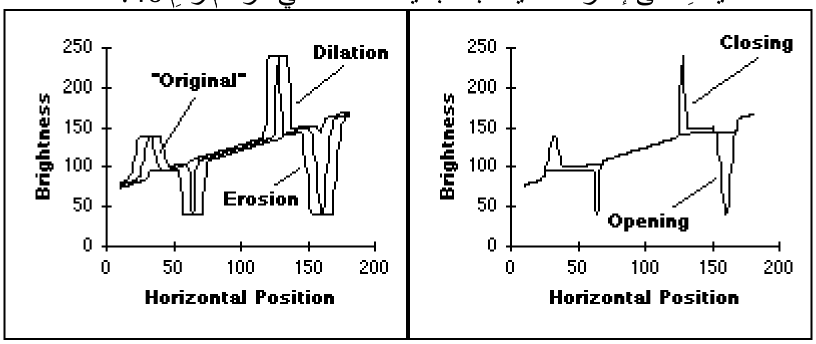
$$\text{Dilation - } D_G(A,B) = \max_{[j,k]\in B}\{a[m-j,n-k]\} = \max_B(A) \text{ توسُّع}$$

$$\text{Erosion - } E_G(A,B) = \min_{[j,k]\in B}\{a[m-j,n-k]\} = \min_B(A) \text{ تآكل}$$

$$\text{Opening - } O_G(A,B) = \max_B(\min_B(A)) \text{ إفتتاح}$$

$$\text{Closing - } C_G(A,B) = \min_B(\max_B(A)) \text{ إغلاق}$$

إنّ الخاتمةَ الملاحظةَ هي ان المرشِحِ الأقصى والمرشِحِ الأدنى، المناقشين في قسمِ سابق،هما توسُّعَ تدرجات الرماديَ وتآكلَ تدرجات الرماديَ لعنصرِ التّنظيم المعيّنِ المعطَى بشكلِ نافذةِ المرشِحَ بالقيمةِ الرماديةِ "0" داخل النافذةِ. أمثلة هذه العملياتِ على إشارة أحادية البعد بسيطة تُشاهد في الرسم رقمِ 46.



a) تأثير 1 x 15توسُّع وتآكل b) تأثير 1 x 15 إفتتاح وإغلاق

الرسم 46: التَرْشيح الصرفي للبياناتِ "تدرجات الرمادي"

لنافذة مستطيلة، $J \times K$ ، مرشح الحَدّ الأعلى أو الأدنى الثنائي الأبعاد مفصولُ إلى ، نافذ تان أحادية البعد. بشكل اعمق ، المرشح ذو الحَدّ الأعلى أو الادنى أحادي البعد يُمْكِنُ أَنْ يُكْتَب في الشكلِ التزايدي. هذا يَعْني بأنّ التوسُّعاتِ والتآكلاتِ في تدرجات الرمادية لَها تعقيد حسابي لكلّ نقطةِ (ثابت) O، ذلك، مستقل عن J و K . (شاهد الجدول 13 أيضاً.)

العمليات المعرّفةفوق يمكن أن تُستَعملَ لإنْتاج الخوارزمياتِ الصرفيةِ لصَقْل، تصميم الميلِ و نسخة Laplacian. كُلهاّ مَبْنيةٍ مِنْ العناصر البدائيةِ لتوسُّعِ تدرجات الرماديِ وتآكلِ تدرجات الرمادي وفي كُلّ الحالاتِ، المرشحات القصوى والدنيا تُسيطرُ على المجالِ.

الصَقْل الصرفي

هذه الخوارزميةِ مستندة على الملاحظةِ التي تفيد بأن إفتتاح تدرجات الرمادي يَصْقلُ الصورة بالقِيمِ الرماديةِ مِنْ فوق سطحِ السطوعَ المعطاة بالدالة a [m ,n] ويَصْقلُ إغلاق تدرجات الرماديَ مِنْ تحت. نَستعملُ عنصر التنظيم B المستند على الصيغة.

$$\begin{aligned} MorphSmooth(A,B) &= C_G(O_G(A,B),B) \\ &= \min(\max(\max(\min(A)))) \end{aligned}$$

نُلاحظ اننا قَمعنَا مجموعة الرموز (الترقيم) لعنصرِ التّنظيم B تحت عمليات max و min لإبْقاء الترقيمِ بسيطِ.

الميل الصرفي

للمرشحاتِ الخطيّةِ، مرشِح الميلَ يُنتجُ التمثيل الموجهِ مَع a مقدار وإتّجاه. النسخة المقدّمة هنا تُولّدَ تخمين صرفي مِنْ مقدارِ الميلَ:

$$\begin{aligned} Gradient(A,B) &= \frac{1}{2}\left(D_G(A,B) - E_G(A,B)\right) \\ &= \frac{1}{2}\left(\max(A) - \min(A)\right) \end{aligned}$$

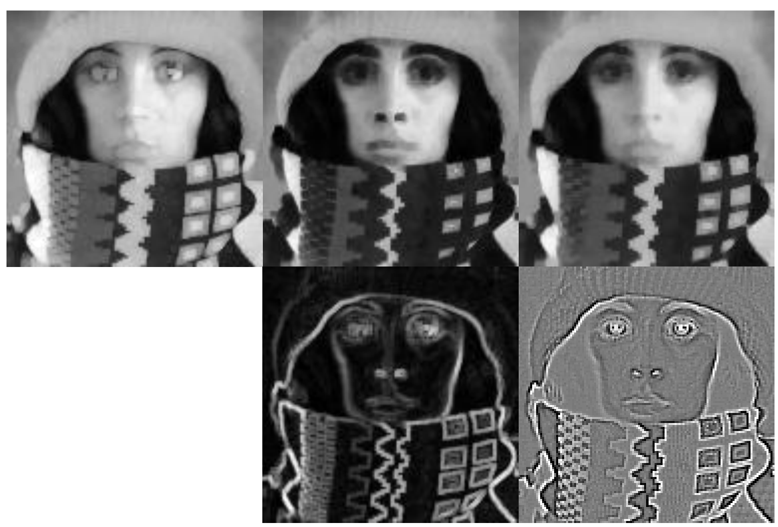
Laplacian الصرفي

إنّ مرشِحَ Laplacian المؤسّس بشكل صرفي مُعَرَّفُ مِن قِبل:

$$\begin{aligned} Laplacian(A,B) &= \frac{1}{2}\left(\left(D_G(A,B) - A\right) - \left(A - E_G(A,B)\right)\right) \\ &= \frac{1}{2}\left(D_G(A,B) + E_G(A,B) - 2A\right) \\ &= \frac{1}{2}\left(\max(A) + \min(A) - 2A\right) \end{aligned}$$

خلاصة المرشحاتِ الصرفيةِ

إنّ تأثيرَ هذه المرشحاتِ مُصَوَّرةُ في الرسم رقمِ 47. كُلّ الصور عولجتْ مَع عنصر تنظيم 3 x 3 كما وُصِفتْ في المثال خلال. رقم 47 e كَانَ مقارنةً إمتدّتْ لأغراضِ العرضِ تَستعملُ العوامل 1 % و 99 %. أرقام 47 c ,d,e يَجِبُ أَنْ يُقَارنَ إلى الأرقامِ 31، 33، و34.



a) توسُّع b) تآكل c) صَقْل
d) ميل e) Laplacian
الرسم 47: أمثلة المرشحاتِ الصرفيةِ لتدرجات الرمادي.

التقنيات

الخوارزميات المقدّمة في القِسمِ السابق يمكن أن تُستَعملَ لبِناء التقنياتِ لحَلّ مشاكل معيّنةِ لمعالجة الصور . بدون إفتِراض لتَقديم الحَلِّ إلى كُلّ مشاكل المعالجة ، الأمثلة التالية ذات إهتمام عام ويُمْكِنُ أَنْ تُستَعملَ كنماذج لحَلّ المشاكلِ ذات العلاقةِ.

- تصحيح التظليل
- تحسين أساسي وتقنيات إعادةِ
- الإنقسام

تصحيح التَظليل

- نموذج التَظليل
- تخمين التَظليل

الطريقة التي تُنتجُ -- التفاعل بين الأجسامِ في الفضاءِ الحقيقيِ، الإضاءة، وآلة التصوير -- تُؤدّي كثيراً إلى الحالاتِ حيث تَعْرضُ الصورةَ تَظليل هامَّ عبر مجال النظر. في بعضِ الحالات الصورةَ قَدْ تَكُونُ لامعةَ في المركزِ و يبدأ النقصانِ في السطوعِ بينما نتجه إلى حافةِ مجال النظر. في الحالاتِ الأخرى، الصورة قَدْ تَكُونُ أظلَمَ على جانب اليسارِ و اكثر سطوع على الجانب الأيمنِ. التَظليل قَدْ يَكُونُ سببه الإضاءةِ الغيرِ موحدة، حسّاسية آلةِ تصوير الغيرِ موحدة، أو وسخ وغبار على سطحِ الزجاجِ (العدسة) في الكاميرا. عُموماً تأثير التَظليل إلى هذا غير مرغوبُ يه. إزالتها ضروريةُ كثيراً للمعالجة اللاحقةِ وخصوصاً عندما يكون تحليلِ الصور أَو فَهْمها (تمييزها) هو الهدفُ النهائيُ.

نموذج تَظليل

عُموماً نَبْدأُ بنموذج لتأثيرِ التَظليل. الإضاءة $I_{ill}(x,y)$ تتفَاعلُ عادة في بشكل مضاعف مع الجسمِ a (x ,y) لإنْتاج الصورةِ b (x ,y):

$$b(x,y) = I_{ill}(x,y) \bullet a(x,y)$$

لتمثيل الجسمِ هناك قيودَ التصوير المُخْتَلِفةِ مثل:

$$a(x,y) = \begin{cases} r(x,y) & \text{reflectance model} \\ 10^{-OD(x,y)} & \text{absorption model} \\ c(x,y) & \text{fluorescence model} \end{cases}$$

حيث في الموقعِ (x ,y) , r(x ,y) هي الانعكاس، $OD(x,y)$ الكثافةُ البصريةُ، و c (x ,y) تركيزُ المادّةِ المشعةِ. بشكل إعتراضي، نُلاحظُ بأنّ نموذجَ المادة المشعة يَحْملُ فقط للتوكيز المنخفض. آلة التصوير قَدْ تُساهمُ في شروطَ التعديلَ والمكسبَ، لكي تكون كالتالي:

$$\begin{aligned} c[m,n] &= gain[m,n] \bullet b[m,n] + offset[m,n] \\ &= gain[m,n] \bullet I_{ill}[m,n] \bullet a[m,n] + offset[m,n] \end{aligned}$$

مجموع الظِّلّ - *Total shading*

عُموماً نَفترضُ بأنّ Iill [m ,n] يَتفاوتُ ببطئ بالمُقَارَنةِ إلى a [m ,n].

تخمين التظليل

نُميّزُ بين حالتين لتصميمِ a [m ,n] بَدْء مِنْ c [m ,n]. في كلتا الحالتين نَنْوى تَخمين شروطِ التَظليل : المكسب والتعديل {$gain[m,n]*I_{ill}[m,n]$} and {$offset[m,n]$}
بينما في الحالةِ الأولى نَفترضُ بأنّه عِنْدَنا فقط الصورةُ المسجّلةُ c [m ,n] التي نَعمَل معها، في الحالةِ الثانيةِ نَفترضُ بأنّه يُمْكِنُ أَنْ نُسجّلَ صورتان ، تحديدِ إضافيتان.

* تخمين إستدلالي - في هذه الحالةِ نحن نُحاولُ إنتِزاع تخمينِ التَظليل مِنْ c [m ,n]. إنّ الإمكانياتَ الأكثر شيوعاً هي التالية:
مرشح المرور الادنى - نَحْسبُ النسخةَ المصقولة من c [m ,n] حيث أنَّ الصَقْل مُقَارَن بشكل كبير إلى حجمِ الأجسامِ في الصورةِ. النسخةَ المصقولة مقصودةُ لِكي تَكُونَ تخمينَ خلفيةِ الصورةِ. ثمّ نَطْرحُ النسخةَ المصقولة مِنْ c [m ,n] وبعد ذلك تُعيدُ القيمةَ المطلوبةَ DC. في الصيغةِ:

$$\text{Lowpass- } - \hat{a}[m,n] = c[m,n] - LowPass\{c[m,n]\} + constant$$

حيث $\hat{a}[m,n]$ تخمينُ a [m ,n]. إخْتيارَ مرشحِ المرور الادنى الملائم يعني المعْرِفة بالترددات المكانية الملائمةَ في مجالِ فوريير حيث شروط التَظليل تُسيطرُ عليها.

المرشح المتشابه - نُلاحظُ بأنّه، إذا التعديلِ $offset[m,n] = 0$ ، فإن $c[m,n]$ يَتألف فقط مِنْ التعابير المضاعفة. بشكل أعمق، التعبير {$gain[m,n]*I_{ill}[m,n]$} يَتفاوتُ ببطئ بينما $a[m,n]$ من المفترض لا يتفاوت. لذا نَأْخذُ لوغاريتمَ $c[m,n]$ لإنْتاج الشرطين: احدهم تردّد واطئُ و الاخر تذبذب عالي. نَقْمعُ التَظليل بإستخدام مرشح المرور العالي للورغاريتم $c[m,n]$ وبعد ذلك نأْخذُ الأس (لوغاريتم معكوس) لإعادة الصورةِ. هذا الإجراءِ مستند على التَرْشيح المتشابهِ حيث انه مطور من قبل Oppenheim، Schafer وStockham. في الصيغةِ التالية:

$$\begin{aligned}
&i) \quad c[m,n] = gain[m,n] \bullet I_{ill}[m,n] \bullet a[m,n] \\
&ii) \quad \ln\{c[m,n]\} = \ln\left\{\underbrace{gain[m,n] \bullet I_{ill}[m,n]}_{\text{slowly varying}}\right\} + \ln\left\{\underbrace{a[m,n]}_{\text{rapidly varying}}\right\} \\
&iii) \quad HighPass\{\ln\{c[m,n]\}\} \approx \ln\{a[m,n]\} \\
&iv) \quad \hat{a}[m,n] = \exp\{HighPass\{\ln\{c[m,n]\}\}\}
\end{aligned}$$

المَرْشح الصرفي – نَحْسبُ ثانية النسخةَ المصقولة من $c[m,n]$ حيث أنَّ الصَقْل مُقَارَن بشكل كبير إلى حجمِ الأجسامِ في الصورةِ لكن هذ ه المرة نَستعملُ مرشح صرفي كما في المعادلة . هذ ه النسخةَ المصقولة هي تخمينُ لخلفيةِ الصورةِ. ثمّ نَطْرحُ النسخةَ المصقولة مِنْ c [m ,n] وبعد ذلك نُعيدُ القيمةَ المطلوبةَ DC. في الصيغةِ:

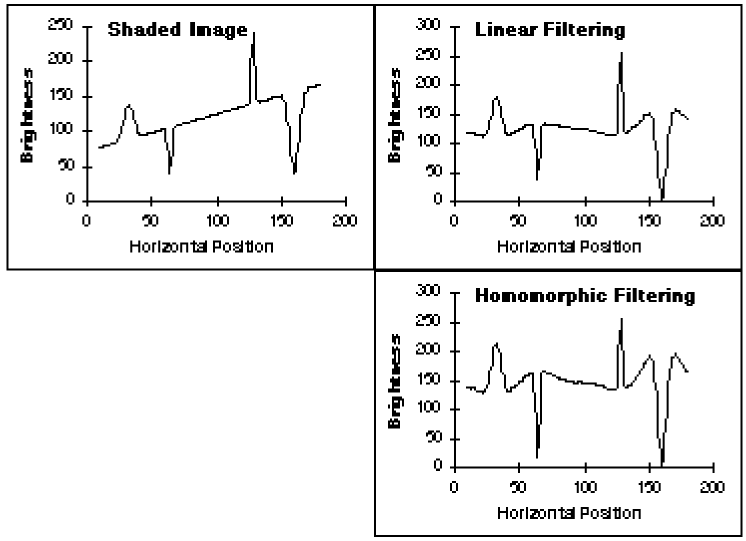
$$\hat{a}[m,n] = c[m,n] - MorphSmooth\{c[m,n]\} + constant$$

إخْتيارَ نافذةِ المرشحِ الصرفي الملائمةِ تَعْني معرفةً (أَو تُخميِنٌ) حجم الأجسامِ الأكبرِ للإهتمامِ.

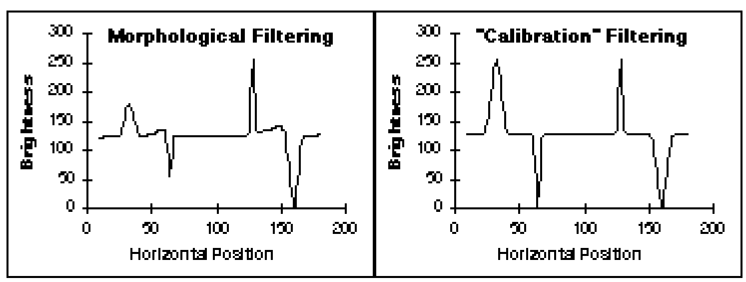
* التخمين الإستنتاجي - إذا هو محتملُ لتَسجيل الإختبارِ (تحديد) الصور خلال نظامِ آلاتَ التصوير، فإن التقنية الأكثر ملائمة لإزالةِ تأثيرات التَظليل أنْ تُسجّلَ صورتان - $BLACK[m,n]$ و $WHITE[m,n]$. إنّ الصورةَ السوداءَ المُوَلَّدةُ بتغطية العدسةِ تُؤدّي إلى $b[m,n] = 0$ الذي تباعاً يُؤدّي إلى $BLACK[m,n] = offset[m,n]$. إنّ الصورةَ البيضاءَ المُوَلَّدةُ بإستعمال $a[m,n] = 1$ الذي يَعطي:
$WHITE[m,n] = gain[m,n]*I_{ill}[m,n] + offset[m,n]$. التصحيح بعد ذلك يُصبحُ التالي:

$$\hat{a}[m,n] = constant \bullet \frac{c[m,n] - BLACK[m,n]}{WHITE[m,n] - BLACK[m,n]}$$

إنّ التعبيرَ الثابتَ يَختَارُ إنْتاج المدى الديناميكي المطلوبِ.
إنّ تأثيراتَ هذه التقنياتِ المُخْتَلِفةِ على البياناتِ مِنْ الرسم رقمِ 46 توُضح في الرسم رقمِ 48. إنّ التَظليل يمكن تشبيهه بتسلق خطيّ بسيط يتَزايد من اليسار إلى اليمين؛ الأجسام تَشْمَلُ القُمَمِ Gaussian لتَغيير الأعراضِ.



(a) صورة الأصل
(b) التصحيح مَع مرشح المرور الادنى Lowpass (c) التصحيح بالتَرْشيح اللوغاريتمي



(c) التصحيح مَع مرشح Max/Min (d) التصحيح بصورِ الإختبارِ

الرسم 48: مقارنة خوارزمياتِ تصحيحِ التَظليل المُخْتَلِفةِ.

في الخلاصةِ، ممكن القول بأنه إذا هو محتملُ الحُصُول على التحديدِ الأسودِ والأبيضِ للصورة، فإن الأُفضّل للأستخدام (التخمين الاستنتاجي). وفي حال ان هذا لَيسَ ممكن، فإنه يجب اخذ أحد الخوارزمياتِ الأخرى.

التحسين الأساسي وتقنيات الإعادةِ

- إخْفاء الغير حادّ
- قمع الضوضاءِ
- قمع التشويهِ

تَقُودُ عمليةُ إكتساب (إلتقاط) الصورةِ كثيراً (بشكل غير مقصود) ل تشويهات في بعض خصائص الصورة . بسبب مشاكلِ ميكانيكيةِ، خارج عنْ البؤرةِ او عدم الوضوح ، الحركة، الإضاءة الغير ملائمة، وبسبب هذه الضوضاء فإن نوعيةَ الصورةِ الرقميَّةِ الناتجة يُمكنُ أَنْ تَكُونَ أدنى مِنْ الأصل من حيث النقاوة . إنّ هدفَ التحسينِ هو- بَدْءا مِنْ

تشجّلِيَ الصورةً c [m ,n] -- لإنْتاج الصورةِ السارّةِ بشكل بصري أكثر $\hat{a}[m,n]$. إنّ هدفَ الإعادةِ هو -- بَدْء مِنْ تشجّلِيَ الصورةً c [m ,n] -- لإنْتاجِ أفضل تخمينِ محتملِ $\hat{a}[m,n]$ من الصورةِ الأصليةِ a [m ,n]. إنّ هدفَ التحسينِ جماليُّ؛ إنّ هدفَ الإعادةِ حقيقةُ.
إنّ مقياسَ النجاح في عملية الإعادةِ هو عادة مقياس الخطأ بين الصورة الأصلية a [m ,n] والتخمين $\hat{a}[m,n]$: $E\{\hat{a}[m,n], a[m,n]\}$. ليس هناك من وظيفةَ (دالة) خطأِ رياضيةِ معْرَوفةتلك التي تُقابلُ الادراك لدى الإنسانَ لتقييم الخطأ. إنّ وظيفةَ الخطأِ المتوسطةِ المربّعةِ تُستَعملُ عموماً لأنه:

- من السّهلِ حِسابها؛
- قابلة للإختلاف بحيث تشُيرُ ضمناً إلى أنَّ حَدّ أدنى يُمْكِنُ أَنْ يُعتمد؛
- تقُابلُ "طاقة بارزة" في الخطأِ الكليِّ،
- لَهُا خصائص جيدة مقابل نظريةُ Parseval .

إنّ الخطأَ المتوسطَ المربّعَ مُعَرَّفُ مِن قِبل:

$$E\{\hat{a},a\} = \frac{1}{MN}\sum_{m=0}^{M-1}\sum_{n=0}^{N-1}\left|\hat{a}[m,n]-a[m,n]\right|^2$$

في بَعْض التقنياتِ مقياس الخطأِ لَنْ يَكُونَ ضروريَ؛ بينما في الآخر ى هو سَيَكُونُ ضروري للتقييمِ ولأغراضِ المقارنةِ.

الإخْفاء الغير حادّ

التقنية المشهورة مِنْ التصوير الفوتوغرافي لتَحسين النوعيةِ البصريةِ للصور هي القادرة على تُحسّين حافاتَ الصور. هذه التقنيةَ تُدْعَى إخْفاء الغير حادَّ. تحسينِ الحافةِ تعني اولا عْزلُ الحافاتَ في الصورةِ، تضُخّيمها، وبعد ذلك إضافتهم من جديد إلى الصورةِ. فحص الصورة رقم 33 يبين ان Laplacian هو الآلية الافضل لعَزْل حافاتِ تدرجات الرمادي. هذا يَقُودُ فوراً إلى التقنيةِ التالية:

$$\hat{a}[m,n] = a[m,n] - \left(k \bullet \nabla^2 a[m,n]\right)$$

إنّ التعبيرَ k تعبيرُ التَضْخيم و0 <k. إنّ تأثيرَ هذه التقنيةِ يشاهد في الرسم رقمِ 49.
Laplacian يُستَعملُ لإنْتاج الرسم رقمِ 48 وتعبير التكبيرَ k = 1.

Laplacian الأصلي مُحَسَّن
الرسم 49: الحافةُ المحسنة بالمُقَارَنةً مع الصورة الأصلِ

قمع (إخماد) الضوضاءِ

التقنيات المتوفرة لقَمْع الضوضاءِ يُمْكِنُ أَنْ تُقسّمَ إلى نوعين:

- التقنياتِ المستندة على المعلوماتِ الزمنية (المؤقتة).
- التقنيات المستندة على المعلوماتِ المكانيةِ.

بالمعلوماتِ الزمنية نَعْني بأن سلسلة الصورِ $\{a_p[m,n] \mid p=1,2,\ldots,P\}$ متوفرة و التي تَحتوي بالضبط على نفس الأجسامِ والتي تَختلفُ فقط بمعنى إدراك الضوضاءِ المستقلِ. إذا هذه هي الحالةُ وإذا الضوضاءِ مضافةُ، فإن متَوَسُّط بسيط مِنْ السلسلةِ:

التَوَسُّط المؤقت - $$\hat{a}[m,n] = \frac{1}{P}\sum_{p=1}^{P} a_p[m,n]$$ *Temporal averaging*

سَيَعطي نتيجة حيث القيمة المتوسطة لكُلّ نقطة سَتَكُونُ بدون تغيير. لكُلّ نقطة ، على أية حال، الإنحراف المعياري سَيَنْقصُ مِنْ σ إلى $\sigma/\sqrt{P}$.

إذا التَوَسُّط المؤقت لَيسَ محتملَ، فإن التَوَسُّط المكاني يمكن أن يُستَعملَ لتخفيض الضوضاءِ. هذا يَحْدثُ عموماً، على أية حال، في قيمة حادية الصورة. أربعة إختياراتِ واضحةِ للتَوَسُّط المكاني هي خوارزمياتَ الصَقْل التي وُصِفتْ في القسمِ السابق وهي التالية :

- مرشح Gaussian
- مرشح متوسط،
- مرشح Kuwahara،
- الصَقْل صرفي.

من ضمن صنفِ المرشحاتِ الخطيّةِ، المرشح المثالي للإعادةِ بوجودِ الضوضاءِ مُعطى بمرشِحِ Wiener. إنّ كلمةَ "مثاليَ" مستعملةُ هنا بمعنى متوسط مربّع الخطأ الأدنى (mse). لأن عمليةَ الجذر التربيعي تتزايد برتابة ، يُقلّلُ المرشِحَ المثاليَ جذرَ مربّعَ الخطأ المتوسطَ أيضاً (rms). إنّ مرشِحَ Wiener مُمَيَّزُ في مجالِ فورييرِ و للضوضاءِ المضافةِ التي تعتبر مستقلةُ عِنْ الإشارةِ هي مُعطيةُ بالصيغة التالية:

$$H_W(u,v) = \frac{S_{aa}(u,v)}{S_{aa}(u,v) + S_{nn}(u,v)}$$

حيث(Saa (u ,v كثافةُ طيف الطاقة لمجموعةِ الصورِ العشوائيةِ $\{a[m,n]\}$ و $S_{nn}(u,v)$ كثافةُ طيف الطاقة للضوضاءِ العشوائيةِ. إذا كان عِنْدَنا صورة مفردة فإن $S_{aa}(u,v) = |A(u,v)|^2$. عمليا من غير المحتمل ان تتوفر كثافةُ طيف الطاقة للصورةِ الغير ملوّثةِ. لأن العديد مِنْ الصورِ لَها كثافة طيف الطاقة مماثلة للتي يُمْكِنُ أَنْ تُشكّلَ بالجدول 4 - T.8، ذلك النموذج يُمْكِنُ أَنْ يُستَعملَ كتخمين (Saa (u ,v.

المقارنة للتقنياتِ المختلفةِ الخمس التي وَصفتْ فوق تُشاهد في الرسم رقمِ 50. مرشِح Wiener بُنِى مباشرة مِنْ المعادلةِ. لأن طيفَ الصورةَ وطيفَ الضوضاءَ عُرِفا. العوامل للمرشحاتِ الأخرى قُرّرتْ بإخْتيارَ القيمةِ (أمّا σ أو حجم النافذةِ) التي أدّتْ إلى rms الدنيا.

a) صورة بضوضاء (SNR=20 dB) b) مرشِح Wiener c) مرشِح Gaussian

rms = 25.7 rms = 20.2 rms = 21.1

d) مرشِح (5 x 5) e Kuwahara) مرشِح متوسط (3 x 3) f) مرشح صرَفي (3 x 3)
rms = 22.4 rms = 22.6 rms = 26.2

الرسم 50: إخماد الضوضاءِ بإستعمال تقنياتَ التَرْشيح المُخْتَلِفةِ.

أخطاء مربّعَ الجذرَ المتوسطةَ (rms) المرتبطة بالمرشحاتِ المُخْتَلِفةِ تُشاهد في الرسم رقمِ 50. لهذه المقارنةِ المعيّنةِ، مرشِح Wiener يُولّدُ خطأً اقل مِنْ أيّ مِنْ الإجراءاتِ الأخرى المَفْحُوصة هنا. الإجراءان الخطيّ ان، مَرْشح Wiener ومَرْشح Gaussian، أدّيا الغرض بشكل أفضل مِنْ البدائلِ اللاخطّيةِ الثلاثة الاخرى.

قمع (إخماد) التشويهِ

النموذج المقدّمَ اعلاه – تم تحريف الصورةَ به فقط بالضوضاءِ – عُموماً هو لَيس، متطوّر بما فيه الكفاية لوَصْف الطبيعةِ الحقيقيةِ للتشويهِ في الصورة الرقمية. النموذج الأكثر واقعية يَتضمّنُ ليس فقط الضوضاء ولكن أيضاً نموذج للتشويهِ بالعدساتِ، بالفتحات المحدودة، بالحركة المحتملة لآلةِ التصوير ، وهلم جرا. النموذج المستعمل كثيراً مِنْ صورةِ [a [m ,n حُرّفَ بنظام تغييرِ الثابتِ الخطي $h_o[m,n]$ (مثل العدسة) وبعد ذلك لوّثَ بالضوضاءِ $\kappa[m,n]$. السمات المُخْتَلِفة $h_o[m,n]$, $\kappa[m,n]$ نوقشَ في الأقسامِ السابقةِ. إنّ المجموعةَ الأكثر شيوعاً ه ي النموذجُ الإضافة:

$$c[m,n] = \left(a[m,n] \otimes h_o[m,n]\right) + \kappa[m,n]$$

إنّ إجراءَ الإعادةَ المستند على التَرْشيح الخطيّ اقترن بمعيار خطأِ متوسطِ المربّعِ الأدنى يُنتجُ ثانيةً مرشِح Wiener:

$$H_W(u,v) = \frac{H_o^*(u,v) S_{aa}(u,v)}{\left|H_o(u,v)\right|^2 S_{aa}(u,v) + S_{nn}(u,v)}$$

$$= \frac{H_o^*(u,v)}{\left|H_o(u,v)\right|^2 + \left(S_{nn}(u,v) \big/ S_{aa}(u,v)\right)}$$

مرةً أخرى (Saa (u ,v كثافةُ طيف الطاقة لصورةِ، (Snn (u ,v كثافةُ طيف الطاقة للضوضاءِ، و = $_o(u,v)$ F{$h_o[m,n]$} فحص هذه الصيغةِ لبَعْض الحالاتِ المتطرّفةِ يُمكنُ أَنْ يكُونَ مفيدا. لتلك الترددات حيث $S_{aa}(u,v)$ $S_{nn}(u,v)$ <<، حيث الطيف البارز يُسيطرُ على طيفِ الضوضاءَ، مرشِح Wiener مُعطى بـ $1/_o(u,v)$، حَلّ المرشِحِ المعكوس. لتلك الترددات حيث (Saa (u ,v) <<Snn (u ,v، حيث طيف الضوضاءَ يُسيطرُ على الطيفِ البارزِ، مرشِح Wiener نسبيُ إلى $_o^*(u,v)$، حَلّ المرشِحِ المتناظرِ. لتلك الترددات حيث o (u ,v) = 0، مرشِح Wiener $_W(u,v) = 0$ يَمْنعُ الفيض.

إنّ مرشِحَ Wiener هو حَلّ لمشكلةِ الإعادةَ المستندة على الإستعمالِ المُفتَرَضِ لمرشِح خطيّ ومربع الحَدّ الأدنى المتوسطَ (أو rms) معيار خطأِ. في المثالِ اسفلا الصورةِ [a [m ,n حُرّفتَ مِن قِبل مرشح حزمة المرور وبعد ذلك أُضيفتْ ضوضاء بيضاء لإنْجاز $SNR = 30\ dB$. إنّ النَتائِجَ تُشاهد في الرسم رقمِ 51.

a) صورة بضوضاء و مشوّهة b) مرشِح Wiener c) مرشِح متوسط (3x3)
rms = 108.4 rms = 40.9

رقم 50: إخماد التشويهَ والضوضاءَ بإستعمِالِ مرشِحَ Wiener والمرشِح المتوسط.

rms بعد التَرْشيح بإستعمال مرشح Wiener لكن قبل إمْتِداد المقارنةِ كَانَ 108.4؛ بَعْدَ إمتداد المقارنةَ النتيجة النهائية كما هي معروضة في الرسم رقمِ 51 b لَها خطأ متوسط مربّع مِنْ 27.8. بإستعمال 3 x 3 مرشِح متوسطِ كما هو معروض في الرسم رقمِ 51 c يُؤدّي إلى rms خطأ مِنْ 40.9 قبلِ إمْتِداد المقارنةِ و 35.1 بعد إمْتِداد المقارنةِ. بالرغم من أن مرشِح Wiener يَعطي خطأ rms الأدنى من مجموعةِ كُلّ المرشحات الخطيّة، المرشِح المتوسط اللاخطّي يَعطي يُنزّلُ الخطأ rms. إنّ إمْتِداد مقارنةِ العمليةَ نفسه عملية لاخطّية. " النوعية البصرية" مِنْ نتيجةِ التَرْشيح المتوسطةِ مقارنةً إلى نتيجةً ترشيح Wiener. هذه جزئياً بسبب إنتاجات إصطناعية دوريةِ قدّمتْ بالمرشِحِ الخطيِّ والتي هي مرئيةَ في الرسم رقمِ 51 b.

الإنقسام (التقسيم)

في عمليات تحليلِ الأجسامِ في الصور من الضروريُ بأنّنا يُمْكِنُ أَنْ نُميّزَ بين أجسامِ الإهتمامِ (المهمة) وبقية الاجسام. هذه المجموعةِ الأخيرةِ تسمى بالخلفيةِ. التقنيات التي تُستَعملُ لإيجاد أجسامِ الإهتمامِ عادة مدعوَّة باسم تقنياتِ الإنقسامِ - تُقسّمُ المقدمةَ (الاجسام المهمة في الصورة) عِ نْ الخلفيةِ (خلفية الصورة) . في هذا القسمِ نحن سَنَ ناقش إثنين مِنْ التقنياتِ الأكثر شيوعاً –العتبة والحافة - وسَنُقدّمُ التقنياتَ لتَحسين نوعيةِ نتيجةِ الإنقسامَ. من المُهمِ فَهْم التالي:

- ليس هناك تقنية إنقسامِ قابلة للتطبيقِ بشكل عام والتي يمكن تطبيقها على كُلّ الصور،
- لايوجد تقنيةَ إنقسامِ مثاليةُ.

العتبه

هذه التقنيةِ مستندة على مفهوم بسيط. العامل θ المسمى عتبةَ السطوعَ مُختَار ومطبق على الصورة $a[m,n]$ كالتّالي:

$$\begin{array}{lll} \textbf{If} \quad a[m,n] \geq \theta & & a[m,n] = object \ = 1 \\ \textbf{Else} & & a[m,n] = background \ = 0 \end{array}$$

تَفترضُ هذه النسخةِ من الخوارزميةِ أننا مهتمّون بالأجسامِ المضيئة (الاكثر سطوعا) على خلفية مُظلمة (الاقل سطوعا). للأجسامِ المُظلمةِ على خلفية مضيئة نحن نَستعملُ الصيغة التالية:

$$\begin{array}{lll} \textbf{If} \quad a[m,n] < \theta & & a[m,n] = object \ = 1 \\ \textbf{Else} & & a[m,n] = background \ = 0 \end{array}$$

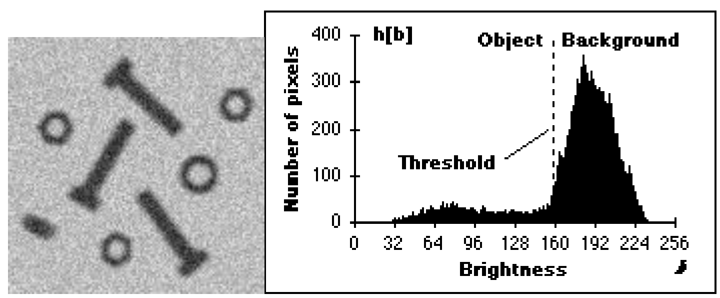
إنّ الناتجَ هو العلامةَ "جسمُ" أَو "خلفيةُ" والتي، بسبب طبيعةِ الفصل بين شيئين مختلفين ، يُمْكِنُ أَنْ يُمثّل كمتغيّر منطقي "1" "0". من حيث المبدأ، شرط الإختبارَ يُمكنُ أَنْ يَكُونَ مستند على خاصية الأخرى غير السطوعِ البسيطِ (على سبيل المثال، إذا $Redness\{a[m,n]\} >= Q_{red}$).

السؤال الأساسي في العتبه يُصبحُ: كيف نَختارُ العتبةَ؟ بينما ليس هناك إجراء عام لإختيارِ العتبةِ الذي يُضْمَنُ للعَمَل مع كُلّ الصور، هناك تَشْكِيلة البدائلِ.

- عتبةً ثابتة - البديل الاول أَنْ نَستعملَ العتبة المُخْتَارَةُ بشكل مستقل عنْ بياناتِ الصورةَ. إذا من المعروف بأننا نَتعاملُ مع صورِ ذات تركيز لوني عالي جداً حيث أَنَّ الأجسام مُظلمة جداً والخلفيةَ متجانسة وساطعة جداً، فإن العتبة الثابتةَ بالقيمة 128 من مِقياس مِنْ 0 لـ 255 قَدْ تَكُونُ دقيقةَ بما فيه الكفاية. بالدقةِ نَعْني بأنّ عددَ النقاطِ المصنفة بشكل خاطئ يَجِبُ أَنْ يُلتَزمَ بحَدّ أدنى.
- العتبات المُشْتَقّة من مخطط مسقط الصورة - في أكثر الحالاتِ، العتبة مُختَارَةُ مِنْ مخطط مسقط السطوعَ الإحصائي لمنطقةِ أَو للصورةِ ككل التي نُريد تقسيم ها. الصورة و مخطط السطوع الإحصائي المرتبط بها يُشاهد في الرسم رقمِ 52.

تَشْكِيلة التقنياتِ المبتكرة لإخْتيار العتبه آلياً بَدْء مِنْ المخطط الإحصائي لقيمِ تدرجات الرمادي، $\{h[b] \mid b = 0, 1, \ldots, 2^B-1\}$, بعض مِنْ التقنيات الأكثر شيوعاً مُقَدَّمة اسفلا. العديد مِنْ هذه الخوارزميات يُمْكِنُ أَنْ تَستفيدَ من صَقْل بياناتِ المخطط الإحصائي الخامِ لإزالة التقلّباتِ الصغيرةِ لكن خوارزميةَ الصَقْل لا يَجِبُ أَنْ تُحرّكَ المواقعَ البالغة الذروةَ. هذا يَنتقل إلى خوارزميةِ الصقل بالمرحلة "صفر" المعطاة اسفلا حيث قِيَم مثاليةِ لـ W هي 3 او 5:

$$h_{smooth}[b] = \frac{1}{W} \sum_{w=-(W-1)/2}^{(W-1)/2} h_{raw}[b-w] \qquad W \;\; \text{odd}$$



(a) الصورة الاصل b) مخطط السطوعِ الإحصائي للصورةِ

الرسم 52: النقاط تحت العتبةِ ($a[m,n] < Q$) سَيُعتَبرُ كنقاط الجسمِ؛ النقاط التي فوق العتبةِ سَتُعتبرُ كنقاط الخلفيةِ.

* خوارزمية معدل متوسط العينات - هذه التقنيةِ التكراريةِ لإخْتيار العتبة طُوّرتْ مِن قِبل Ridler وCalvard. إنّ المخطط الإحصائي يُقسّمُ مبدائيا إلى جزءين يَستعملانِ قيمةَ العتبةِ الابتدائية مثل $_{Q} = 2^{B-1}$، نِصْف المدى الديناميكي الأقصى. إنّ متوسطَ عيّنةَ ($m_{f,0}$) القِيَم الرماديةِ المرتبطَة بنقاطِ المقدمةَ (الجسم) ومتوسطَ العيّنةَ ($m_{f,0}$) القِيَمِ الرماديةِ المرتبطة بنقاطِ الخلفيةَ مَحْسُوبة. قيمة العتبةِ الجديدةِ θ تُحْسَبُ الآن كمعدل متوسط العيّنتين. إنّ العمليةَ تتكرّر، بالإستناد على العتبةِ الجديدةِ، حتى قيمةِ العتبةَ تصبح ثابتة لا تتَغيّرُ أكثر. هذا يتم حسب الصيغةِ التالية:

$$\theta_k = \left(m_{f,k-1} + m_{b,k-1}\right)/2 \;\; until \;\; \theta_k = \theta_{k-1}$$

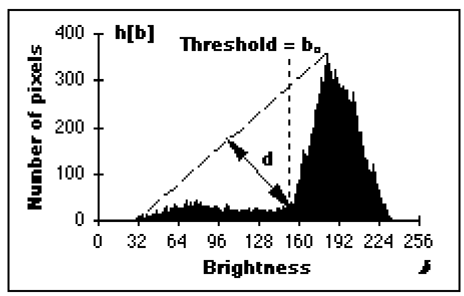
* خوارزمية تناظرِ الخلفيةِ - هذه التقنيةِ تَفترضُ قمّة مُتميّزة ومهيمنة للخلفيةِ التي تعتبر متماثلةُ بالنسبة لحَدّها الأعلى. التقنية يُمْكِنُ أَنْ تَستفيدَ من الصَقْل كما وُصِف سابقا . إنّ القمّةَ القصوى (maxp) تُوْجَدُ بالبَحْث عن الحَدّ الأقصى

للقيمةَ في المخطط الإحصائي. ثمّ تَبْحثُ الخوارزمية عن النقاط من خارج الجسمَ على جانبِ الحَدّ الأعلى لإيجاد *p*%
كما في المعادلة.
في الوسم رقمِ 52 b، حيث نقاط الجسمَ واقعة على يسار قمّةَ الخلفيةَ في السطوع 183، هذا يَعْني التَفتيش إلى يمين تلك القمّةِ لتَحديد المكان، كَمِثال، 95 % قيمة. في قيمةِ السطوع، 5 % مِنْ النقاط تقع إلى اليمين (فوق) تلك القيمةِ.
هذا يَحْدثُ في السطوع 216 في الرسم رقمِ 52 b. بسبب التناظر المُفتَرَض، نَستعملُ الإزاحة على يسار الحَدّ الأعلى كعتبة و الذي يساويُ الإزاحةِ إلى اليمين حيث أنَّ p % وُجِدَ. للرسم رقمِ 52 b هذا يَعْني ان قيمة العتبةِ معطى بـ 183 - (216 - 183) = 150. حسب الصيغةِ:

$$\theta = maxp - (p\% - maxp)$$

هذه التقنيةِ يُمْكِنُ أَنْ تُكيّفَ بسهولة إلى الحالةِ حيث يكون عِنْدَنا أجسامُ ساطعة (اكثر اضاءة) على خلفية مهيمنة مُظلمة. بشكل اعمق، هذه التقنية يُمْكِنُ أَنْ تُستَعملَ إذا كانت قمّةُ الجسمَ مهيمنة عليه ونحن عِنْدَنا سببُ لإفتِراض ان توزيعِ السطوعَ حول قمّةِ الجسمَ متماثلةُ. إختلاف إضافي على موضوعِ التناظرِ أَنْ يَستعملَ تخمينَ إنحراف العيّنةَ المعياري (s) بالإسترداد على جانبِ واحد من القمّةِ المهيمنةِ وبعد ذلك إستعمال العتبةِ بالإسترداد على:
$\theta = maxp$ +/- 1.96*s* (في المستوى5%) , $\theta = maxp$ +/- 2.57*s* (في المستوى1%)
إختيار "+" أَو "-" يَعتمدُ على اي الإتّجاهَ مِنْ maxp بدأ يُعرّفُ كعتبة الجسم / الخلفيةِ. يَجِبُ أَنْ تكون التوزيعاتَ تقريباً Gaussian حول maxp، ثمّ القِيَم 1.96 و 2.57 سَتُقابلُ، في الحقيقة، المستويات 5 % و1 %.

* خوارزمية المثلثِ - هذه التقنيةِ مطورة من قبل زاك ، مُوضحة في الرسم رقمِ 53. حيث ان، الخَطّ المَبْنيُ بين الحَدّ الأعلى مِنْ المدرج الإحصائي في السطوع b_{max} والقيمة الأوطأ في الصورةِ b_{min} = (*p*=0)%. إنّ المسافةَ d بين الخَطّ والمدرج الإحصائي *h*[*b*] مَحْسُوبةُ لكُلّ قِيَم b مِنْ b = bmin إلى b = bmax. قيمة السطوعَ bo حيث أنَّ المسافة بين *h*[b_o] والخَطّ أعلى قيمةُ و العتبةَ، تلك، $\theta = b_o$. هذه التقنيةِ فعّالةُ جداً عندما تُنتجُ نقاطُ الجسمَ قمّة ضعيفة في المدرج الإحصائي.



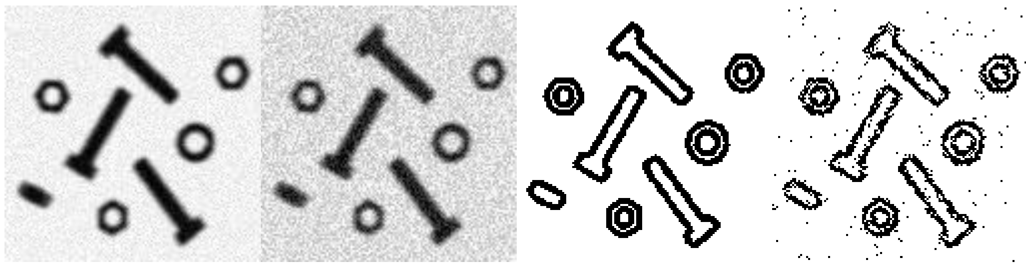
الرسم 53: خوارزميةَ المثلثَ المستندة على إيجاد قيمةِ b الذي يَعطي المسافةَ القصوى d.

الإجراءات الثلاثة التي وَصفتْ اعلاه تَعطي القِيَمَ θ=139 لخوارزميةِ معدل متوسط العينات، θ=150 لخوارزميةِ التناظرِ الخلفيةَ في المستوى 5 % ، و152 = θ لخوارزميةِ المثلثَ للصورةِ في الرسم رقمِ 52 a.
العتبه لا يجب ان تطبق على صورِ كاملة لكن يُمْكِنُ أَنْ تُطبق على منطقة بقاعدةِ المنطقةِ. Chow and Kaneko طوّرا الإختلاف الذي فيه الصورة MxN منقسمةُ إلى مناطقِ غيرِ متَدَاخُلة. في كُلّ منطقة العتبة تُحْسَبُ وقِيَمَ العتبةِ الناتجةِ تَضعُ سويّة (تُقحم) لتَشكيل سطح العتبة لكامل الصورةِ. المناطق يَجِبُ أَنْ تَكُونَ مِنْ الحجمِ "المعقولِ" لكي يكون هناك عدد كافي مِنْ النقاطِ في كُلّ منطقة لعَمَل تخمين من المدرج الإحصائي والعتبةِ. المنافع من هذا الإجراءِ -- مثل في حالة العديد من الاجراءات الآخرى -- تَعتَمدُ على التطبيقِ الذي في متناول اليد.

إيجاد الحافةِ

العتبة تنُتجُ الإنقسام الذي يُنتجُ كُلّ النقاط تلك، التي من حيث المبدأ، تنتمي إلى الجسمِ أَو أجسامِ الإهتمامِ في الصورةِ. البديل لهذه العملية أَنْ نَجِدَ تلك النقاطِ التي تنتمي إلى حدودِ الأجسامِ. التقنيات التي تُوجّهُ إلى هذا الهدفِ هي التقنيات

التي تَجِدُ الحافةَ المُعَيَّنةَ. مِنْ مُناقشتِنا في القسمِ الخاص بعِلْمِ الصرف الرياضي، بشكل مُحدّد المعادلات، نحن نَرى بأنّ هناك علاقة عميقة بين الحافاتِ والمناطقِ.
* إجراء على أساس الميل - التحدي الرئيسي لتقنياتِ إيجاد الحدود هو أَنْ نَجِدَ الإجراءاتَ التي تُنتجُ المحيطاتَ المُغلقةَ حول أجسامِ الإهتمامِ. للأجسامِ عالية الـ *SNR*، هذا يُمْكِنُ أَنْ يُنجَزَ بحِساب الميلِ وبعد ذلك إستعمال خوارزمية العتبة المناسبة. هذا مُصَوَّرُ في الرسم رقمِ 54.

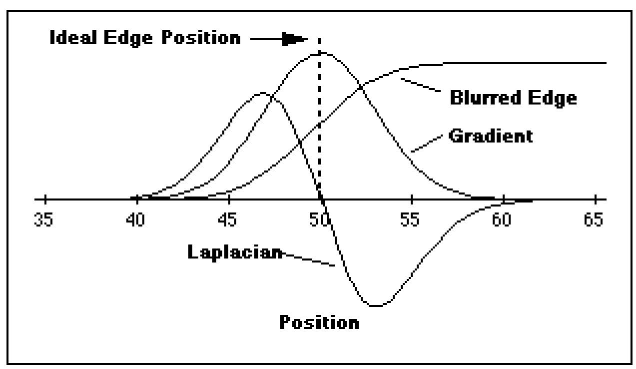


(a)*SNR* = 30 dB **(b)** *SNR* = 20 dB

الرسم 54: إيجاد الحافة بالإستناد على ميلِ Sobel، المندمجَ مع خوارزميةِ معدل متوسط العينات .

بينما تَعْملُ التقنيةَ بشكل جيد لصورةِ 30 dB في الرسم رقمِ 54 a، بينما تُخفقُ في تَزويد تصميمَ دقيقَ لتلك النقاطِ المَرتبطة بحافاتِ الجسمَ لصورةِ 20 dB في الرسم رقمِ 54 b. أي العديد من تقنياتِ صَقْل كما وُصِفتْ في القسمِ السابق يمكن أن تُستَعملَ لتَخفيض تأثيراتِ الضوضاءَ قبل تطبيق مشغلِ الميلَ.

* الإجراء المبني على اساس المعابر- صفر - تعتبر وجهة النظر الأكثر حداثةً لمُعَالَجَة مشكلةِ الحافاتِ في الصورِ المشوهة (المحتوية على اشارة ضوضاء) هي إستعمالَ "المعابر- الصفر" المولّدةْ في Laplacian الصورةِ. يَبْدأُ البسط مِنْ نموذجِ حافةٍ مثاليةِ ، وظيفة الخطوةِ، التي شُوّهتْ بOTF كما في الجدول T.3 4 (خارج البؤرةِ)، T.5 (محدود الإنحراف)، أو T.6 (النموذج العامّ) لإعْطاء النتيجةِ المصورة في الرسم رقمِ 55.



الرسم 55: إيجاد الحافة بالإستناد على العبور- الصفر كما هو مُحدَّد من قبل الإشتقاقِ الثانيلـ Laplacian.

إنّ موقعَ الحافةَ، طبقاً للنموذجِ، في ذلك المكانِ في الصورةِ حيث يُغيّرُ Laplacian إشارةً، العبور- الصفر. بينما عملية Laplacian تَتضمّنُ الإشتقاق الثاني، هذا يَعْني التحسين المحتمل مِنْ الضوضاءِ في الصورةِ في الترددات المكانيةِ العاليةِ. لمَنْع الضوضاءِ المُحَسَّنةِ مِنْ الهيمنة على البحثَ عن معابر- صفر ، فإن الصَقْل ضروريُ.
مرشِح الصَقْل الملائمِ، مِنْ بين العديد مِنْ الإمكانياتِ التي وَصفتْ في القسمِ السابق، يَجِبُ ان يكون لَه الخصائص التاليةَ:

- في مجالِ الترددَ، (u ,v) أَو (Ψ،Ω)، المرشِح يَجِبُ أَنْ يَكُونَ ضيّق بقدر الإمكان ليتمكن من إخمادِ ضوضاءِ التذبذب العالي،

- في المجالِ المكاني، (x ,y) أو [m ,n]، المرشِح يَجِبُ أَنْ يَكُونَ ضيّق بقدر الإمكان ليقدم الموضعةِ الجيدةِ مِنْ الحافةِ. المرشِح العريض جداً يُولّدُ حيرةً بالنسبة إلى اين بالضبط ، ضمن عرض المرشِحَ، تقع الحافة.

مرشِح الصَقْل الذي يُحقق كلتا هذه الخصائص بشكل آني – عرض الحزمة الأدنى وعرض الحَدّ الأدنى المكاني – هو مرشِحُ Gaussian الموَصوفَ في القِسمِ السابق. هذا يَعْني بأنّ الصورةَ يَجِبُ أَنْ تُصْقَلَ مَع Gaussian المخصص σ بتطبيقِ Laplacian. حسب الصيغةِ:

$$ZeroCrossing\{a(x,y)\} = \left\{(x,y)|\nabla^2\{g_{2D}(x,y)\otimes a(x,y)\} = 0\right\}$$

حيث $g_{2D}(x,y)$ مُعَرَّفُ في الصيغة. إنّ العمليةَ القابلة للإشتقاقَ هي خطيّةُ وثابتُ التغييرِ كما عُرّفَ في صيغة سابقة. هذا يَعْني بأنّ طلبَ المشغلين يُمْكِنُ أَنْ يُتبادلَ أَو يُجمعَ في مرشِحِ واحد. هذه النظريةِ الثانيةِ تُؤدّي إلى الصياغةِ Marr- ildreth مِنْ مرشح Laplacian- Gaussians" (LOG):

$$ZeroCrossing\{a(x,y)\} = \left\{(x,y)|\,LoG(x,y)\otimes a(x,y) = 0\right\}$$

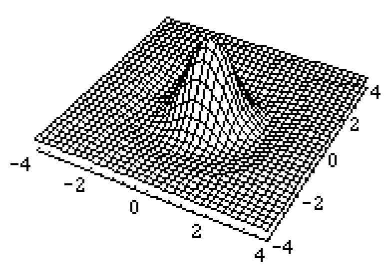
حيث

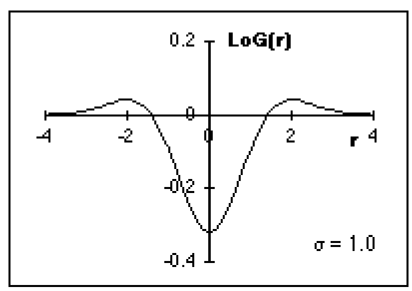
$$LoG(x,y) = \frac{x^2+y^2}{\sigma^4}g_{2D}(x,y) - \frac{2}{\sigma^2}g_{2D}(x,y)$$

بإعطاء التناظرُ الدائريُ الصيغة يُمْكِنُ أيضاً أَنْ تُكْتَبَ كالتالي:

$$LoG(r) = \left(\frac{r^2-2\sigma^2}{2\pi\sigma^6}\right)e^{-\left(r^2/2\sigma^2\right)}$$

هذا مركز الإلتواءِ الثنائي الأبعادِ، الذي أحياناً يدعى باسم "مرشِح القبعةِ المكسيكيةِ"، والمُصَوَّرُ في الرسم رقمِ 56.





(a) -*LoG*(*x*,*y*) **(b)** *LoG*(*r*)

الرسم 56: مرشِح *LoG* مَع σ=1.0.

إجراء أساسه -زائد - بين إجراءاتِ العبور- الصفر لكشفِ الحافةِ، ربما يكون المرشِحُ الزائدَ الأكثر دقّةً. هذا المرشح مطور من قبل Verbeek و Vliet. إنّ المرشِحَ مُعَرَّفُ حسب الصيغة التالية:

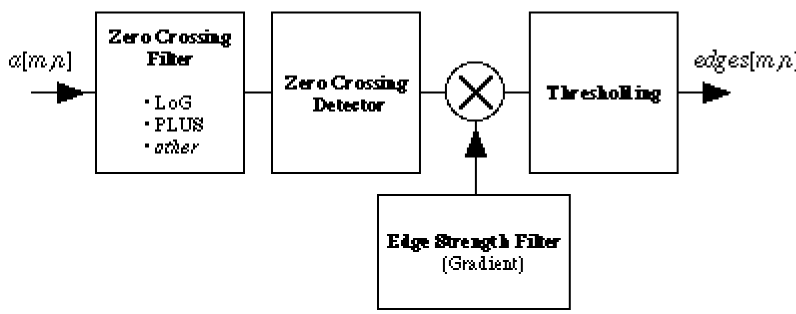
$$\begin{aligned} PLUS(a) &= SDGD(a) + Laplace(a) \\ &= \left(\frac{A_{xx}A_x^2 + 2A_{xy}A_xA_y + A_{yy}A_y^2}{A_x^2+A_y^2}\right) + \left(A_{xx}+A_{yy}\right) \end{aligned}$$

لن نناقش في هذا القسم إشتقاقَ خاصيات الزائدَ ولا تقييمُ دقتِه. سنكتفي بالقول بأن، للحافاتِ المُقَوَّسةِ إيجابياً في صورِ تدرجات الرماديِ، فإن الإجراء الذي أساسه Laplacian العبور- الصفر يبالغ في تقدير موقعَ الحافةِ والإجراءِ الذي أساسهِ *SDGD* يُقلّلِ في تقدير الموقعَ. هذه الحقيقيةُ موجودة في كل من الصور الثنائية الأبعاد والثلاثية الأبعاد مع خطأٍ على غرار $(\sigma /R)^2$) حيث أنَّ R نصفَ قطر تقوسِ الحافةِ. مشغل الزائدَ عِنْدَهُ خطأٌ على غرار $(\sigma /R)^4$ إذا الصورةِ مُختَبَرةُ ، على الأقل في ، أخذ عينات الترددِ Nyquist العادي x 3 أو إذا إختارنا σ=<2.7 ونَختبرُ في ترددِ Nyquist العادي.

كُلّ الطرقِ المستندة على "معابر- الصفر" في Laplacian يَجِبُ أَنْ تَكُونَ قادرة على التَمييز بين "معبر-صفر" وقيم صفريةِ. بينما يُمثّلُ المُشكّلَ مواقعَ الحافةِ، فإن الأخيرة يُمْكِنُ أَنْ تُولّدَ بالمناطقِ التي لا تعتبر أكثر تعقيداً مِنْ السطوحِ الخية، حسب الصيغة التالية:

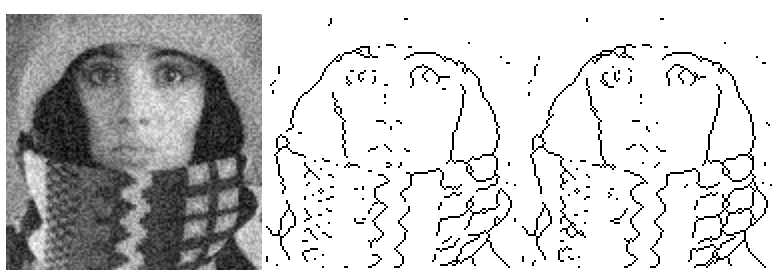
$$a(x,y) = a_0 + a_1*x + a_2*y + a_3*x*y$$

للتَمييز بين ه اتين الحالتين، نَجِدُ مواقعَ العبور - الصفر أولاً ونَعتبرُهم ك" 1" وكُلّ النقاط الأخرى ك" 0". ثمّ نَضْربُ الصورة الناتجة بمقياس قوّةِ الحافةَ في كُلّ نقطة. هناك إجراءات مُخْتَلِفة لقوّةِ الحافةَ والتي كُلّها مستندة على الميلِ كما وُصِفَ في قسمِ سابق. واحدة منها ، تستعمل الميل الصرفي كإجراء قوّةِ الحافةِ، والتي وُصِفتْ مِن قِبل Lee, Haralick, وShapiro بأنها فعّالة جداً. بعد الضربِ، تحسب عتبة الصورة (كما هو موضح اعلاه) لإعْطاء النتيجةِ النهائيةِ. إنّ الإجراءَ يتم كالتّالي:

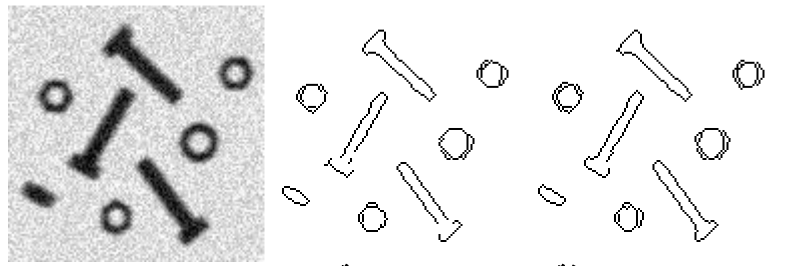


الرسم 57: الإستراتيجية العامّة للحافاتِ المستندة على "المعابر- الصفر".

إنّ نَتائِجَ هاتان التقنيتان لإيجاد الحافةِ المستندة على المعابر -الصفر والمَرْشح اللوغارتمي والمرشح الزائدِ، موضحة في الرسم رقمِ 58 للصورِ مَع *SNR* 20 dB.



a **a)** Image *SNR* = 20 dB ↑↓**b)** *LoG* filter ↑↓**c)** *PLUS* filter ↑↓

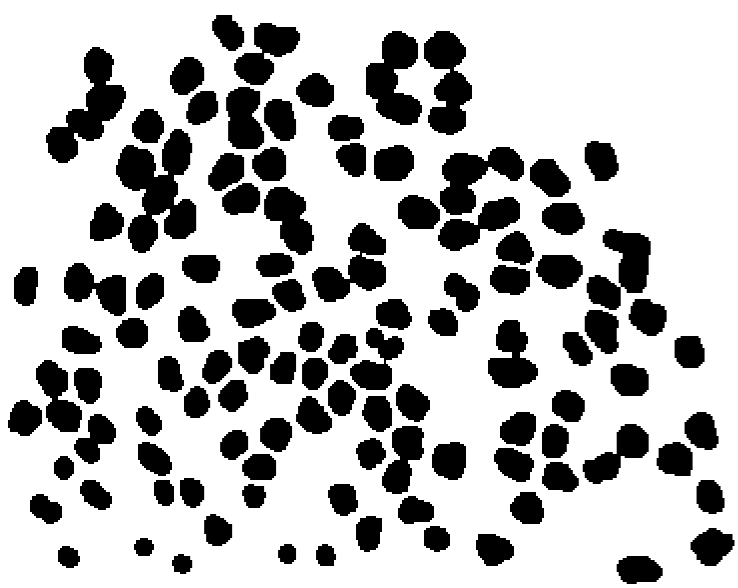


الرسم 58: إيجاد الحافةِ بإستعمال خوارزميةِ العبور- الصفر ومرشح اللوغاريتم والفائدِ. في كلتا الخوارزميات σ=1.5.

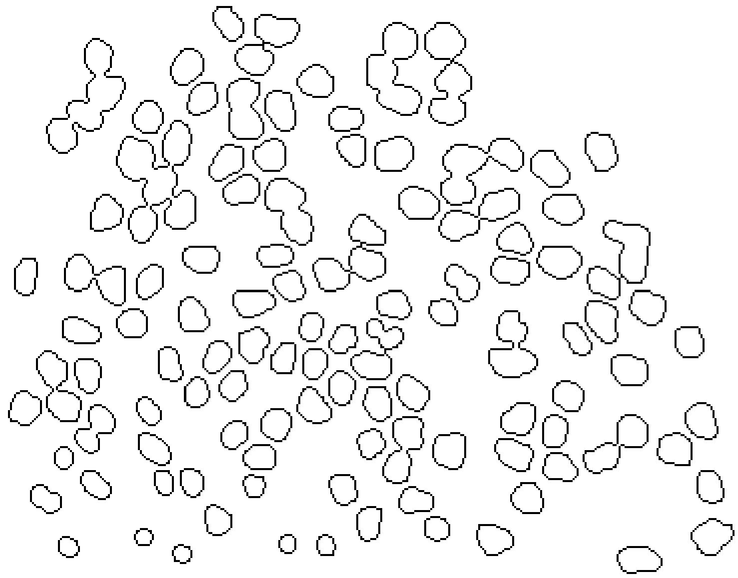
التقنياتَ التي تَجِدُ الحافة تُزوّدُ، كما يفسر الاسم ، بالصورة التي تتكون من مجموعة نقاطِ الحافةِ. يَجِبُ أَنْ تكون نقاطَ الحافةَ المطابقة للأجسامَ، بمعنى اخر ممكن القول انه بإستعمال تقنية ملئ المنطقة المعطاة سابقا ممكن ملئ الخطوط البسيطةِ في الصورةِ، للحصول على الأجسامِ الكاملةِ.

إيجاد الحافة بناءا على الفرق بين الصورة الاصلية والمتآكلة

للصورِ الثنائيةِ، الإختلاف بين الصورة المُتَوَسّعة وأصلها يَعطي المحيط الخارجيَ للأجسام في الصورةِ. يَملي عنصرُ التنظيم طبوغرافية الحافة. إنّ عناصرَ التنظيم المستعملةِ على نحو واسع 3 x 3 "التقاطع" تُوَلّدُ حافة من نقاط الجوار المُرتَبِطة- 4، و3 x 3 "الصندوق" تَولد الحافة من نقاط الجوار "المُرتَبِطة- 8".
هناك مخططات أخرى يُمْكِنُ أَنْ تُخَلَقَ، وبمعنى آخر: . ، الإختلاف بين الصورةِ الأصليةِ والمُتَآكَلةِ، والإختلاف بين الصورةِ المُتَوَسّعةِ والمُتَآكَلةِ.
اسفلا نشاهد الصورةُ الأصليةُ و حوافها الذي أخذ كنتيجة الطرح بين الصورةِ الأصليةِ والمُتَآكَلةِ بإستخدام عنصر التنظيم "التقاطع".

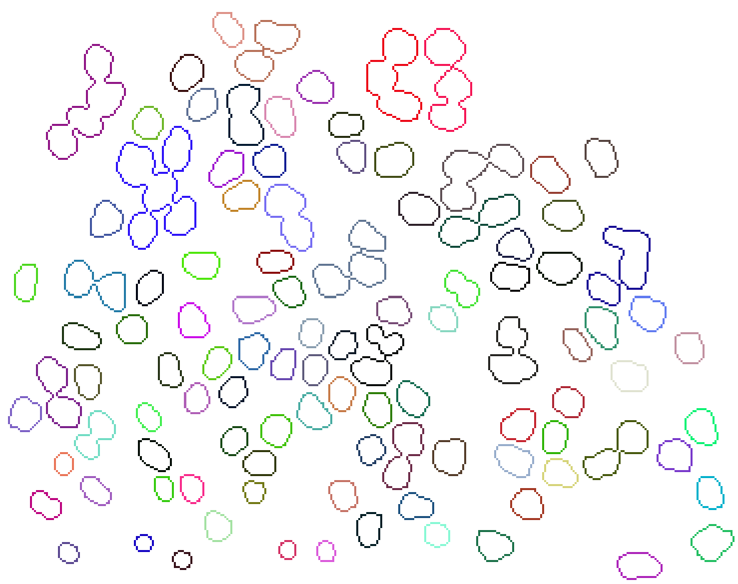


الصورة الأصلية

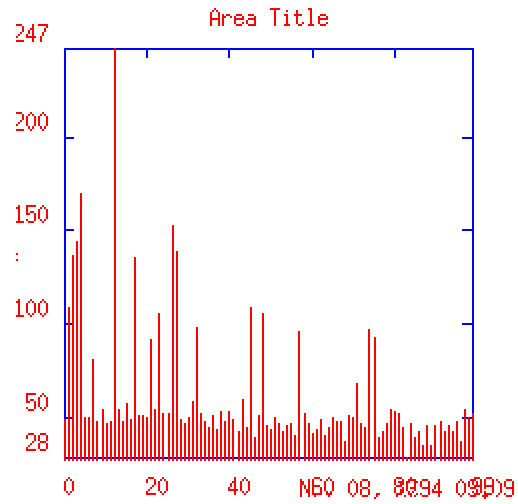


الأصلي – التآكل

نحن يُمْكِنُ أَنْ نحدد الحافة ونَأْخذُ ممسقط الصورةِ الإحصائي لإنتِزاع الحافةِ المتَعَلّق بكُلّ حافة مُرتَبِطة.



صورةُ الحواف المحددة



الحافة لكُلّ محيط مُرتَبِط

عِلْم الصرف الرياضي الثنائي

الخوارزميات المُخْتَلِفة التي وَصفت سابقا لعِلْمِ الصرف الرياضي يُمْكِنُ أَنْ تدمج لتَشكيل تقنيةٍ قويَّةٍ لمعالجة الصورِ الثنائيةِ وصورِ تدرجات الرمادي. بينما تَنْتجُ صورَ ثنائيةَ مِنْ عملياتِ الإنقسامِ على صورِ تدرجات الرمادي، فإن المعالجة الصرفية للنتيجةِ الثنائيةِ تَسْمحُ بتحسينِ نتيجةِ الإنقسامَ.

* مرشح الملح أو الفلفل - تُؤدّي إجراءاتُ الإنقسامِ كثيراً إلى نقاطِ مَعْزُولةِ بقيمة "1" في " 0" جوار (إصطلاحيا نسميه "ملح") أو نقاطِ معزولة بقيمة "0" في جوار "1" (إصطلاحيا نسميه "فلفل"). تعريف الجوار الملائمِ يجب أنْ يَختَارَ كما في الرسم رقمِ 4. إستعمال صياغةِ جدول المشاهدةَ للعملياتِ المنطقيةِ في 3 x 3 للجوار والتي وُصِفتْ بالإشتراك مع الرسم رقم 44، فإن مرشح "ملحِ" ومرشح "فلفلِ" بسيط للتَطبيق. نَزنُ المواقعَ المختلفةَ في 3 x 3 جوار كالتّالي:

$$Weights = \begin{bmatrix} w_4 = 16 & w_3 = 8 & w_2 = 4 \\ w_5 = 32 & w_0 = 1 & w_1 = 2 \\ w_6 = 64 & w_7 = 128 & w_8 = 256 \end{bmatrix}$$

لنافذة 3 x 3 في [m ,n] a مع قِيَم "0" أو "1" نحن نَحْسبُ:

$$\begin{aligned} sum \;\; = \;\; & w_0 a[m,n] + w_1 a[m+1,n] + w_2 a[m+1,n-1] + \\ & w_3 a[m,n-1] + w_4 a[m-1,n-1] + w_5 a[m-1,n] + \\ & w_6 a[m-1,n+1] + w_7 a[m,n+1] + w_8 a[m+1,n-1] \end{aligned}$$

النتيجة، هي المجموع، رقم محدود ضمن من 0 <= المجموع <= 511.

* مرشِح "ملحِ" - النسخ المُرتَبِطة-4 والمُرتَبِطة- 8 مِنْ هذا المرشِحِ هي نفسرها ومُعطاة بالإجراءِ التالي:

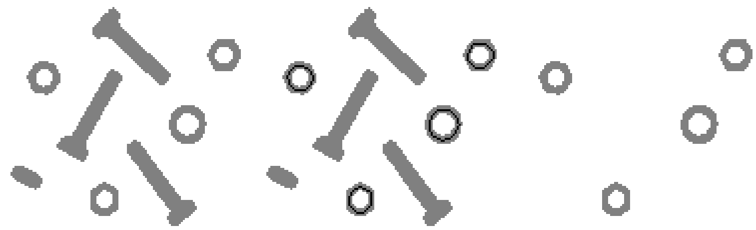
i) Compute *sum* ii) **If** ((*sum* == 1) *c*[*m*,*n*] = 0 **Else** *c*[*m*,*n*] = *a*[*m*,*n*]

i* مرشِح "فلفلِ" - النسخ المُرتَبِطة-4 والمُرتَبِطة-8 مِنْ هذا المرشِحِ تحسب بالإجراءاتَ التاليةَ:

4-connected 8-connected i) Compute *sum* i) Compute *sum* ii) **If** ((*sum* == 170) ii) **If** ((*sum* == 510) *c*[*m*,*n*] = 1 *c*[*m*,*n*] = 1 **Else Else** *c*[*m*,*n*] = *a*[*m*,*n*] *c*[*m*,*n*] = *a*[*m*,*n*]

*َ**عْزلُ الأجسامَ بالفتحاتِ** - لإيجاد الأجسامِ بالفتحاتِ يُمْكِنُ أَنْ نَستعملَ الإجراءَ التاليَ المُصَوَّرُ في الرسم رقمِ 59.

- نقسم الصورة لإنْتاج تمثيلِ القناعِ الثنائي
- نَحْسبُ الهيكل العظمي بدون نقاط النهاية
- نستعمل مرشِح "ملح" لإزالة نقاطِ الهيكليةِ الوحيدةِ
- ننشر نقاطَ الهيكليةَ الباقيةَ إلى القناعِ الثنائي الأصليِ.



a) صورة ثنائية b) هيكل عظمي بعد مرشِحِ الملحِ c) أجسام بالفتحاتِ

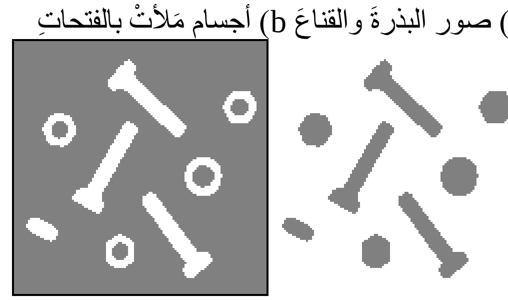
الرسم 59: عزل الأجسامِ بالفتحاتِ التي تَستعملُ عملياتَ صرفيةَ.

إنّ الأجسامَ الثنائيةَ تُوضحِ في اللون الرمادي والهياكل العظمية، بعد تطبيقِ مرشِحِ الملحَ، يُوضح كغطاء أسود على الأجسامِ الثنائيةِ. لاحظْ بِأَنَّ هذا الإجراءِ لَ مْ يَستعملَ أي عوامل آخرى غير الإختيار الأساسي للربطِ؛ أنه خالي مِنْ "الأعداد السحرية." في المثالِ الموضح في الرسم الرقمِ 59، إستعملَ تعريف المُرتَبِط-8 بالإضافة إلى عنصرِ التّنظيم $B = N_8$.

* ملئ الفتحات في الأجسامِ - لمَلْئ الفتحاتِ في الأجسامِ نَستعملُ الإجراءَ التاليَ المُصَوَّرُ في الرسم رقمِ 60.

- نقسم الصورة لإنْتاج التمثيلِ الثنائي للأجسامِ
- نَحْسبُ تكملةَ الصورةِ الثنائيةِ لصورة القناعِ
- نُولّدُ صورة البذرةِ كحدود الصورةِ
- نُكاثرُ البذرةَ إلى القناعِ
- نُكمل النتيجة التوليدِ لإعْطاء النتيجةِ النهائيةِ

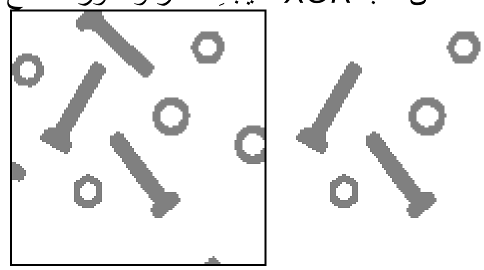
a) صور البذرةَ والقناعَ b) أجسام مَلأتْ بالفتحاتِ



الرسم 60: ملئ الفتحات في الأجسامِ.

* **إزالة الأجسام الملتصقة بحدود الصورة** – الاجسام الملتصقة بحدودِ الصورةَ لَيستْ مناسبةَ للتحليلِ. لإزالتهم يُمْكِنُ أَنْ نَستعملَ سلسلةَ العملياتِ الصرفيةِ التاليةِ المُصَوَّرة في الرسم رقمِ 61.

- نقسم الصورة لإنْتاج صورةِ القناعِ الثنائيةِ للأجسامِ
- تُولّدُ صورة البذرةِ كحدود الصورةِ
- ننشر البذرةَ إلى القناعِ
- نَحْسبُ *XOR* لنتيجةِ النشرِ وصورةَ القناعَ كنتيجة نهائية



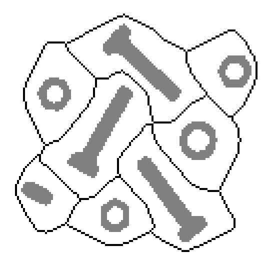
a) صور البذرةَ والقناعَ b) الأجسام الباقية

الرسم 61: إزالة الأجسامِ التي تَمْسُّ الحدودَ.

إذا عنصرِ التَنظيم المستعملَ في التوليدِ $B = N_4$، فإن الأجسام المزالةُ هي المرتبطُة-4 بحَدِّ الصورةَ. إذا كان المستعملُ $B = N_8$ فإن الاجسام المزالة هي المُرتَبَطة-8 بالحَدِّ.

* **هيكل Exo** - هيكل exo لمجموعة أجسامِ هو الهيكل العظمي للخلفيةِ التي تَحتوي الأجسامَ. هيكل exo يُنتجُ تقسيم الصورةِ إلى المناطقِ والتي كلّ منها يَحتوي جسمَ واحد. الهيكلية الفعلية تُؤَدَّى بدون حفظِ نقاطِ النهايةِ والحدودِ المساوية لـ "0." إنّ هذا الإجراءَ مَوْصُوفُ اسفلا والنتيجةِ مُصَوَّرُة في الرسم رقمِ 62.

- نقسم الصورة لإنْتاج الصورةِ الثنائية
- نَحْسبُ تكملةَ الصورةِ الثنائيةِ
- نَحْسبُ الهيكلي باستعمال المعادلة مع وضع الحدودِ لقيمة "0"

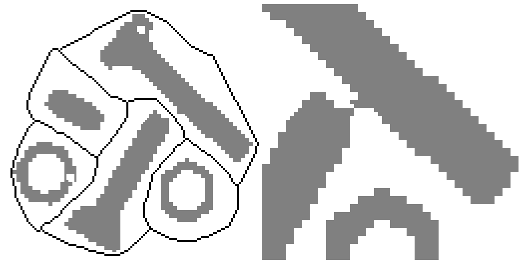


الرسم 62: هيكل Exo.

* **الأجسام الملتصقة** - إجراءات التقسيم تتعرض لصعوبةُ كبيرة في فَصل الاجسام الملتصقة ببعضها (الواقعة على بضها)، والواضحة المعالم رغم ذلك. الإجراء التالي يُزوّدُ بآلية لفَصْل هذه الأجسامِ ويقدم إستعمال أقل ما يمكن لـ "أعداد سحرية." هيكل exo يُنتجُ تقسيم الصورةِ إلى المناطقِ التي كلّ منها يَحتوي على جسمَ واحد. الهيكلية الفعلية تُؤَدَّى بدون حفظِ نقاطِ النهايةِ ووضع الحدودِ لقيمة "0." إنَّ الإجراءَ مُصَوَّرُ في الرسم رقمِ 63.

- نقسم الصورة لإنْتاج الصورةِ الثنائيةِ
- نَحْسبُ الـ "عدد صغير" مِنْ التآكلاتِ مَع $B = N_4$
- نَحْسبُ الهيكل exo من النتيجة المُتَآكَلةِ

- تكملة نتيجة هيكل exo
- نَحْسبُ *AND* لصورةِ الثنائيةِ الأصليةِ وهيكل exo المُتَمَّم



a) الصور المتآكلة وهيكل b exo) الأجسام المفرقة (تفصيل)

الرسم 63: تفريق الأجسامِ الملتصقة.

قسم مكبّر مِنْ النتيجةِ النهائيةِ توضح في الرسم رقم 63 b والإفتراق يُرى بسهولة. يَتضمّنُ هذا الإجراءِ إخْتيارَ عدد أدنى صغير مِنْ التآكلاتِ لكن هذا العددَ لا يعتبر حرجَا طالما انه يَبْدأ بفوق خشن للأجسامِ المطلوبةِ. إنّ الإفتراقَ الفعليَ هو المُؤَدَّى بهيكل exo والذي، هو نفسه، "خالي مِنْ "الأعدادِ السحريةِ." إذا هيكل exo هو "مرتبطة-8 " فإن الخلفيةِ التي تَفْصلُ الأجسامَ سَتَكُونُ "مُرتَبِطة-8". الأجسام، أنفسهم، سَيَكُونُ مفصولون طبقاً للمعيارِ "المُرتَبِطِ 4".

عِلْم الصرف الرياضي لقيم الرمادي

كما رَأينَا في قسمِ تقنيات معالجة القِيم الرماديةِ الصرفيةِ، فإن هذه التقنيات يُمْكِنُ أَنْ تُستَعملَ للمشاكلِ العمليةِ مثل تصحيحِ التَظليل. في هذا القسمِ سنقدم عِدّة تقنيات أخرى.

* تحويلات القبعة (القمة)- عزل الاجسام ذات القيمةِ الرماديةِ والمحدّبة يُمْكِنُ أَنْ يُنْجَزَ بإستخدام تحويلات القبعة المطورة من قبل Meyer. بالإعتِماد على كوننا نَتعاملُ مع الأجسامِ المضيئة على خلفية مُظلمة أَو مع الأجسام المُظلمة على خلفية مضية، فإن التحويلات تعطى بالصيغ التالية:

Light objects - $TopHat(A,B) = A - (A \circ B) = A - \max_B\left(\min_B(A)\right)$ الأجسام المضيئة

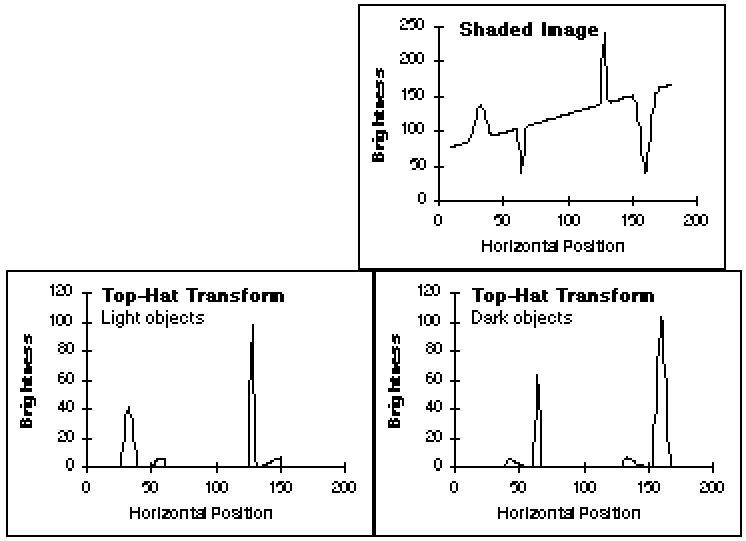
Dark objects - $TopHat(A,B) = (A \bullet B) - A = \min_B\left(\max_B(A)\right) - A$ الأجسام المُظلمة

حيث أنَّ عنصر التَنظيم ***B*** إختيرَ بحيث يَكُونَ أكبرَ مِنْ الأجسامِ موضع السّؤال، وإذا كان بالإمكان، أَنْ يَكُونَ عِنْدَهُ شكل محدّب. بسبب الخاصيات المعطاة في المعادلة ، وقيمة 0 =< *Topat*(***A***,***B***) ,. يعطى مثال عن هذه التقنيةِ في الرسم رقمِ 64.
الصورة الأصلية بضمن ذلك التَظليل معالجة بعنصر تَنظيم 1 x 15 ، كما وُصِفتَ في المعادلة ولإعْطاء النتيجةِ المطلوبةِ. نُلاحظ ان التحوّيلاتُ للأجسامِ المُظلمةِ عُرّفتْ بطريقة كما لو اننا ننتج أجسام "إيجابيةِ" بمقابل الأجسامِ "السلبيةِ". التعاريف الأخرى، بالطبع، محتملة.
* العتبة - التخمين البسيط لسطح عتبةِ مختلفِ محلياً يُمْكِنُ أَنْ يُشتَقَّ مِنْ المعالجة الصرفيةِ كالتّالي:

$$\theta[m,n] = \frac{1}{2}\left(\max(A) + \min(A)\right)$$ - سطح عتبةِ

مرةً أخرى، نَقْمعُ الترقيمَ لعنصرِ التَنظيم B تحت عمليات max و min لإبْقاء الترقيمِ بسيطِ.

(a) أصلي



(a) تحويلات الاجسام المضيئة (b) تحويلات الاجسام المظلمة

إعتقدْ 63: تحويلات القبعة.

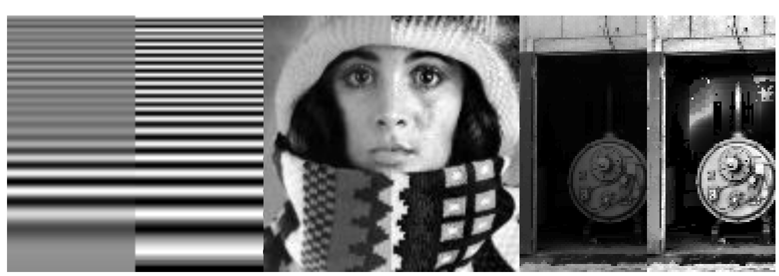
* **بسط تركيز الضوء (اللون) المحلي** - بإَستعمال عملياتَ صرفيةَ نحن يُمْكِنُ أَنْ نُطبّقَ تقنية لإمْتِداد (البسط) التركيز المحليِّ. وهو، قيمة الإمْتِداد التي ستطبق على نقاط الجوار والتي سَتَكُونُ تَحْتَ سَيْطَرَة التركيز الأصلي في ذلك الجوار. الميل الصرفي المعرّفَ في المعادلة يمكن رؤيته أيضاً على اساس انه مرتبط بمقياس التركيز المحليّ في النافذةِ المعرّفةبعنصرِ التّنظيم B:

$$LocalContrast(A, B) = \max(A) - \min(A)$$

إنّ الإجراءَ لإمْتِداد التركيز المحليِّ مُعطى بالصيغة التالية:

$$c[m,n] = scale \bullet \frac{A - \min(A)}{\max(A) - \min(A)}$$

عمليات max و min يُسيطرانِ على عنصرِ التّنظيم B . تأثير هذا الإجراءِ مُصَوَّرُ في الرسم رقمِ 65. من الواضح أنّ هذه العمليةِ المحليّةِ نسخةُ ممتدةُ مِنْ عمليةِ النقطةَ لإمتداد التركيز الموضحة في المعادلة السابقة.



↑before after, ↑↑before after, ↑↑before after ↑

الرسم 65: إمْتِداد التركيز المحليِّ.

إستعمال صورِ الإختبارِ المعيارِية (كما رَأينَا في العديد من الأمثلةِ) يُصوّرُ قوَّةَ نظريِّ التَرْشيح الصرفيةِ المحليّةِ.

أمثلة بإكواد بعض المرشحات والتقنيات بلغة البرمجة++C

نعطي هنا بعض الامثلة مكتوبة بالاكواد لبعض المرشحات والتقنيات، حيث يمكن للدارس ان يطبقها، كما يمكن بعد ذلك تغيير الدوال الخاصة بتطبيق المرشح واستعمال دوال اخرى لمرشحات اخرى لتطبيقها. لم نورد امثلة عن كل المرشحات والتقنيات الواردة في الكتاب لكبر حجم الامثلة، وحيث انها تتغير حسب مضمون الدالة، فرأيت انه من الكافي طرح بعض النماذج فقط.

المرشحات المتوسطة N-4,N-8

```
void median5(int)
{
int k[5];
int i,j,kk,ii,g,aa,b,u;

  b=5;
  for(j=0;j<YY;j++)
  {
    for(i=0;i<XX;i++)
     {
           k[1]=cc[i][j];
           k[3]=cc[i-1][j];
           k[2]=cc[i+1][j];
           k[5]=cc[i][j-1];
           k[4]=cc[i][j+1];

      aa=0;
      do{
         aa=1;
         for(kk=0;kk<b;kk++)
         {

            if(k[kk]<k[kk+1])
            {
             u=k[kk];
             k[kk]=k[kk+1];
             k[kk+1]=u;
             aa=0;
             }

         }
         }while( aa!=1);
         cc[i][j]=k[3];
         //putpixel(i+192,j,cc[i][j]);



       }
      }

}
void median9(int)
{
```

```
int k[9];
int i,j,kk,ii,g,aa,b,u;

  b=9;
  for(j=0;j<YY;j++)
  {
    for(i=0;i<XX;i++)
     {
           k[1]=cc[i][j];
           k[3]=cc[i-1][j];
           k[2]=cc[i+1][j];
           k[5]=cc[i][j-1];
           k[4]=cc[i][j+1];
           k[7]=cc[i-2][j];
           k[6]=cc[i+2][j];
           k[9]=cc[i][j-2];
           k[8]=cc[i][j+2];


      aa=0;
      do{
         aa=1;
         for(kk=0;kk<b;kk++)
         {

            if(k[kk]<k[kk+1])
            {
             u=k[kk];
             k[kk]=k[kk+1];
             k[kk+1]=u;
             aa=0;
             }

         }
         }while( aa!=1);
         cc[i][j]=k[5];
         //putpixel(i+192,j,cc[i][j]);

      /*      g=0;
        for(kk=0;kk<b;kk++)
        {
         g+=k[kk];
        }
        cc[i][j]=g*(1/9);
      */
       }
      }

}
```

تحديد الحواف

```
void edge(int)
{
int i,j;
int a0,a1,a2,a3,a4,a5,a6,a7;
```

```
double x,y;
  for(j=0;j<YY;j++)
  {
    for(i=0;i<XX;i++)
     {
            a7=cc[i-1][j];
            a3=cc[i+1][j];
            a1=cc[i][j-1];
            a5=cc[i][j+1];
            a0=cc[i-1][j-1];
            a4=cc[i+1][j+1];
            a6=cc[i-1][j+1];
            a2=cc[i+1][j-1];
            x=(a2+2*a3+a4)-(a0+2*a7+a6);
            y=(a0+2*a1+a2)-(a6+2*a5+a4);
            if(x<0) x*=-1;
            if(y<0) y*=-1;
            if(x!=0 || y!=0)
            cc[i][j]=(int)sqrt(x*x+y*y);
            else    cc[i][j]=0;
       }
      }

}
```

كود ثاني لتحديد الحافة

```
void edge2(int a,int b,int c,int d)
    {
      int i,j,k;

        for (i=c;i<=d;i++)
          for (j=a;j<=b;j++)

             if (getpixel(j,i)==255 && getpixel(j,i-1)==0 ||
               getpixel(j,i)==255 && getpixel(j,i+1)==0 ||
               getpixel(j,i)==255 && getpixel(j+1,i)==0 ||
               getpixel(j,i)==255 && getpixel(j-1,i)==0)

                 {
                    arr_x[k]=j;
                    arr_y[k]=i;
                    putpixel(arr_x[k],arr_y[k],117);
                    k++;
                 }

      }
```

فلاتر اخرى

```
void remfilt()
{
int k[16];
int i,j;


  for(j=b1+1;j<b2;j++)
  {
```

```
    for(i=a1+1;i<a2;i++)
     {

           k[8]=getpixel(i+1,j-1);
           k[14]=getpixel(i-1,j+1);
           k[16]=getpixel(i+1,j+1);
           k[6]=getpixel(i-1,j-1);
           k[15]=getpixel(i,j+1);
           k[12]=getpixel(i+1,j);
           k[10]=getpixel(i-1,j);
           k[7]=getpixel(i,j-1);
           k[11]=getpixel(i,j);
           k[1]=getpixel(i-2,j-2);
           k[3]=getpixel(i,j+2);
           k[9]=getpixel(i-2,j);
           k[5]=getpixel(i-2,j-1);
           k[4]=getpixel(i+1,j-2);
           k[2]=getpixel(i-1,j-2);
           k[13]=getpixel(i-2,j+1);


          if(k[11]==0 && k[6]==15 && k[7]==15 && k[8]==15 && k[12]==15
&&
            k[16]==15 && k[15]==15 && k[14]==15 && k[10]==15)
          putpixel(i,j,15);

          if(k[11]==0 && k[7]==0 && k[3]==15 && k[8]==15 && k[12]==15
&&
             k[16]==15 && k[15]==15 && k[14]==15 && k[10]==15 &&
k[6]==15)
           { putpixel(i,j,15);
             putpixel(i,j-1,15);
           }
          if(k[11]==0 && k[10]==0 && k[7]==15 && k[6]==15 &&
             k[15]==15 && k[14]==15 && k[9]==15 && k[12]==15)
           {
            putpixel(i,j,15);
            putpixel(i-1,j,15);
           }

          if(k[3]==0 && k[2]==15 && k[4]==15 && k[11]==15 &&
            k[6]==15 && k[8]==15 && k[7]==15)
          putpixel(i,j-2,15);

          if(k[3]==0 && k[7]==0 && k[2]==15  && k[6]==15 && k[10]==15
&&
             k[11]==15 && k[12]==15 && k[8]==15 &&k[4]==15)
            {
            putpixel(i,j-1,15);
            putpixel(i,j-2,15);
            }

          if(k[11]==0 && k[10]==15  && k[14]==15 && k[15]==15 &&
             k[16]==15 && k[12]==15)
            {
            putpixel(i,j,15);
```

```
            }

      }
   }
}
void grad(int)
{
int k[9];
int i,j,kk,ii,g,aa,u;
int gx,gy,max;

  for(j=0;j<YY;j++)
  {
    for(i=0;i<XX;i++)
     {
           k[5]=cc[i][j];
           k[4]=cc[i-1][j];
           k[6]=cc[i+1][j];
           k[2]=cc[i][j-1];
           k[8]=cc[i][j+1];
           k[1]=cc[i-1][j-1];
           k[9]=cc[i+1][j+1];
           k[3]=cc[i+1][j-1];
           k[7]=cc[i-1][j+1];

        //gx=-k[1]-2*k[2]-k[3]+k[7]+2*k[8]+k[9];
        //gy=-k[1]+k[3]-2*k[4]+2*k[6]-k[7]+k[9];
        gx=k[5]-k[6];
        gy=k[5]-k[1];

        if(gx<0) gx*=(-1);
        if(gy<0) gy*=(-1);

         if(gx>gy) max=gx;
         else max=gy;

         cc[i][j]=max;
         //putpixel(i+192,j,cc[i][j]);
       }
      }

}
void approk(int g1,int g2)
{
int  i;
float a=0,b=0,c=0,f=0,m=0,p=0,r=0,s=0;
float d=0,e=0,k=0,l=0,q=0,b0=0,b1=0,b2=0;

    a=(float) g2-g1;
    for(i=g1;i<=g2;i++)
    {
     b+=(float)i;
     c+=(float)i*i;
     f+=(float)i*i*i;
     m+=(float)i*i*i*i;
     p+=(float)hist[i];
     r+=(float)hist[i]*i;
```

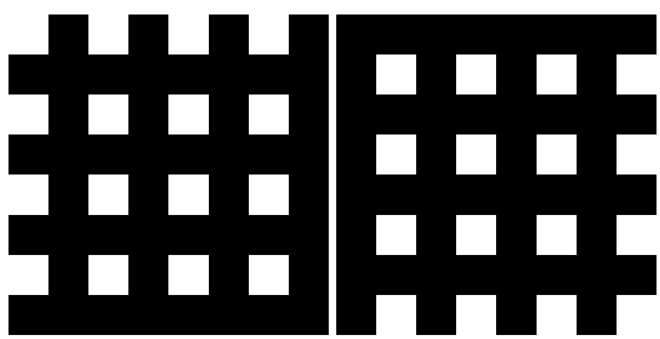
```
        s+=(float)hist[i]*i*i;
       }
      d=b;
      e=c;
      k=c;
      l=f;
      q=d/a;
      e-=q*b;
      f-=q*c;
      r-=q*p;
      q=k/a;
      l-=q*b;
      m-=q*c;
      s-=q*p;
      q=l/e;
      b2=(s-r*q)/(m-f*q);
      b1=(r-f*b2)/e;
      b0=(p-b*b1-c*b2)/a;
      for(i=g1;i<=g2;i++)
      {
       hist[i]=(int) (b0+b1*i+b2*i*i);
      }
}
```

عمليات النقطة

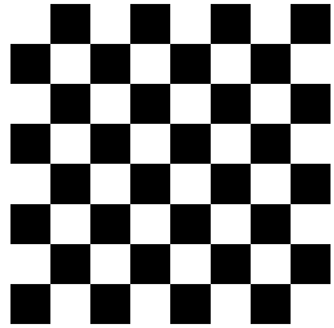
الأنماط

الصور التركيبية (الإصطناعية)، الأنماط، لَهُا العديد مِنْ التطبيقاتِ في معالجة الصور. يُمْكِنُ أَنْ يُستَعملوا كنمط إختبارَ لتعيير الأجهزةِ، لتَوليد مراكز الإلتواءِ، لتوليد أقنعة المرشِحات ، لتَوليد وظائف المَزْج ، الخ.

نمط رقعة الشطرنج
هناك طريق واحد لتَوليد نمط رقعة الشطرنج وذلك بأَخْذ الإتحادِ (حَدّ أعلى) (مشغل لاخطّي) مِنْ صورتي شبكةِ A وB . صورة B تُبْنَى بسحب صورةِ A بنقطةِ واحدة للأسفل ونقطةِ واحدة إلى اليمين.
معروض اسفلا الأجزاءَ المُرتَفَعةَ للصورِ المستعملة في هذه التجربةِ. كُلّ مربع يعتبر نقطة في الصورةِ الأصليةِ.



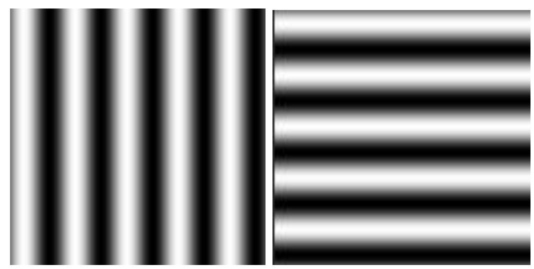
(a) b
a) صورة A؛ b) صورة B



الصورة الناتجة من إتحاد (A، B)

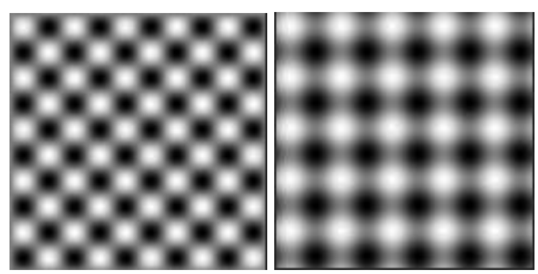
الأنماط الجيبية

نعرض اسفلا أربع طرق لدَمْج صورتين يَشْملانِ موجاتِ الجيبية بإستعمال عمليات خطية (ضرب وإضافة)، ولاخطّية (حَدّ أعلى وحَدّ أدنى).



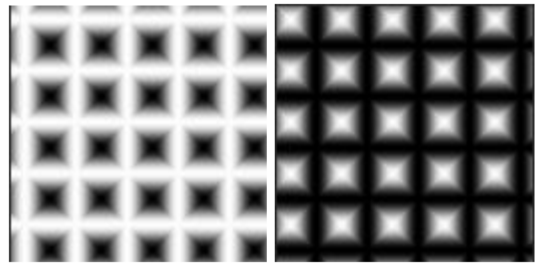
b،a
a) صورةA؛ b) صورة B

عمليات خطية



b،a
a) A * B؛ b) A + B

عمليات لاخطّية



(a) b
(B ،A) MIN (b ؛(B ،A) MAX (a

مزج الصور

تُصوّرُ هذه التجربةِ عِدّة طرق لمَزْج صورتين. أولاً نبني معدل مِنْ الصورتين. بعد ذلك، تطبقدالة الوزن (العلاوة) لضم النقاط الغيرُ موحدة، بإستعمال دالة gaussian. أخيراً ، نختار المجموعة بحيث تكون نِصْف النقاطِ مِنْ الصورةِ الاولى والنِصْفِ الآخرِ مِنْ الصورةِ الأخرى في شكل مشابه لرقعة الشطرنجِ المَوْصُوفةُ اعلاه. نعرض اسفلا الصورتان اللّتان سَتُدْمَجانِ.

(a) b
a) صورة A؛ b) صورة B
أولاً، يُطبّقُ المعدل من كلتا الصور: النتيجة = 0.5 * A + 0.5 B

B * 0.5 + A * 0.5
0.5 * A + 0.5 * B

بإستعمال دالة وزن gaussian لمَزْج الصورتين نحصل على التالي:

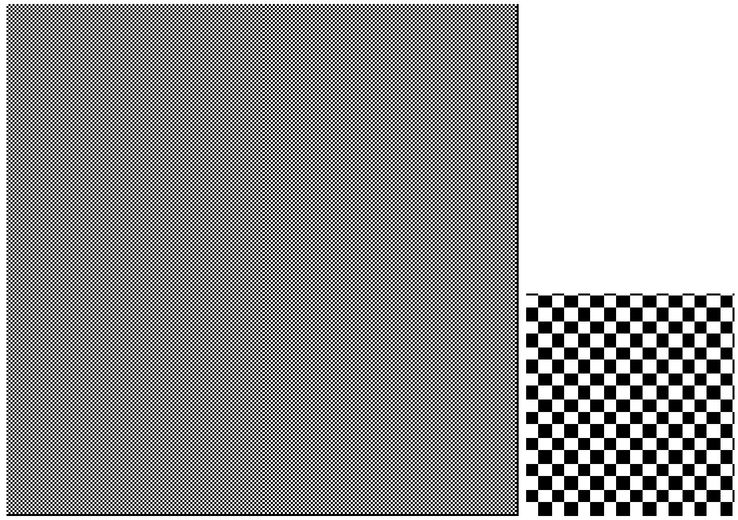
النتيجة = B * (gaussian - 1) + A * gaussian

(a) b

a) صورة وزن gaussian؛ b) المَزْج

أخيراً، صورة الوزن هي صورة رقعة الشطرنجِ الثنائيةِ، نفس الصورة المستخدمة اعلاه.

الأنماط.



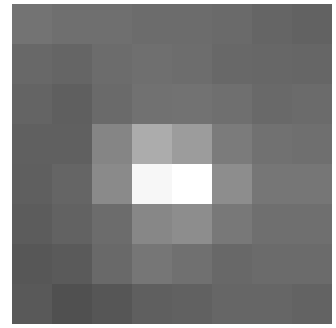
a) نمط رقعة الشطرنج؛ b) جزء مصغر

نتيجة هذه المجموعةِ (الدمج) الهندسيةِ يُمْكِنُ أَنْ تُرى اسفلا. هذه الطريقةِ لَها فائدةُ لعَرْض بالضبط نقاطِ الأصليةِ للصورِ. من المعروف ان عيون الانسان هي التي تَدْمجُ الصورَ سوية.

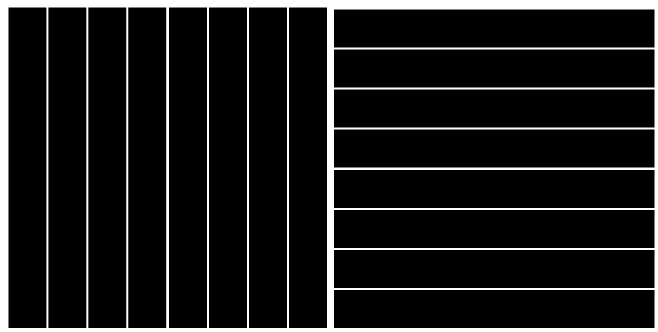
المَزْج الهندسي

توضع الصورعلى بعضها

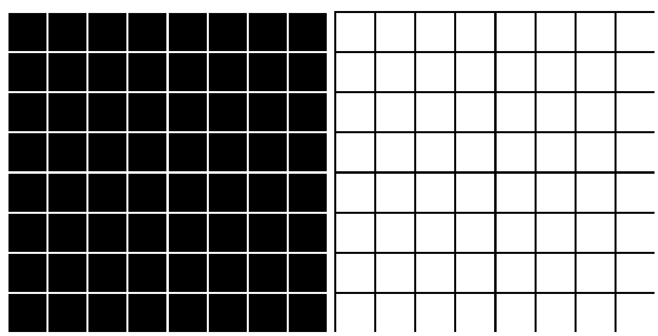
تَوضع شبكة خَطِّية على قمةِ صورةِ هي عملية شائعة جداً. صورة A هي صورة 8 x 8 موسّعة بعامل مِنْ 20 إستعمال لصدى نقطةِ. إنّ الشبكةَ تُبْنَى بإستعمال نفي الحَد الأعلى للشبكة العمودية والشبكة الأفقية:



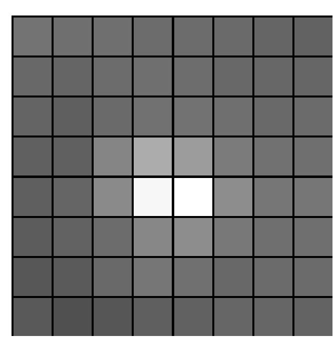
الصورة المُرتَفَعة



a) شبكة عمودية؛ b) شبكة أفقية



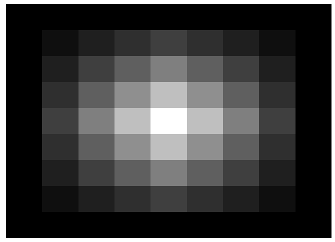
a) شبكة بيضاء: حَدّ أعلى بين الشبكاتِ العموديةِ والأفقيةِ؛ b) شبكة سوداء: 255 - الشبكة البيضاء (نفي)



حَدّ أدنى بين الصورةِ المُرتَفَعةِ والشبكةِ السوداءِ

توضع الصور من انواع مختلفة

إنّ المشكلةَ هنا أَنْ تَغطّي صورة ثنائيةِ على صورة لتدرجات الرمادي. في أغلب الحالاتِ، يَعْملُ المشغلين الأقصى أَو الأدنى بشكل جيد لحل هذه المشكلة، سنَرى أمثلةَ أخرى في نهايةِ هذه الصفحةِ. لكن هناك حالات حيث أنَّ الحَدّ الأعلى أَو الحَدّ الأدنى بسيط لا يُخصّصَ:



00	00	00	00	00	00	00	00	00
00	01	02	03	04	03	02	01	00
00	02	04	06	08	06	04	02	00
00	03	06	09	12	09	06	03	00
00	04	08	12	16	12	08	04	00
00	03	06	09	12	09	06	03	00
00	02	04	06	08	06	04	02	00
00	01	02	03	04	03	02	01	00
00	00	00	00	00	00	00	00	00

a) صورة A؛ b) صورة B

00	00	00	00	00	00	00	00	00
00	01	02	03	04	03	02	01	00
00	02	04	06	08	06	04	02	00
00	03	06	09	12	09	06	03	00
00	04	08	12		12	08	04	00
00	03	06	09	12	09	06	03	00
00	02	04	06	08	06	04	02	00
00	01	02	03	04	03	02	01	00
00	00	00	00	00	00	00	00	00

MAX(A,B)

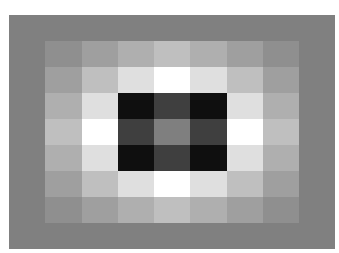
إستعمال الحَدّ الأعلى لكلا الصورتين سوف لَنْ يَعْرضَ العددَ 16 علما بأن الصورتين تستعملان مستوى النقاط 255.

00	00	00	00	00	00	00	00	00
00	01	02	03	04	03	02	01	00
00	02	04	06		06	04	02	00
00	03	06	09	12	09	06	03	00
00	04		12	16	12		04	00
00	03	06	09	12	09	06	03	00
00	02	04	06		06	04	02	00
00	01	02	03	04	03	02	01	00
00	00	00	00	00	00	00	00	00

A XOR B

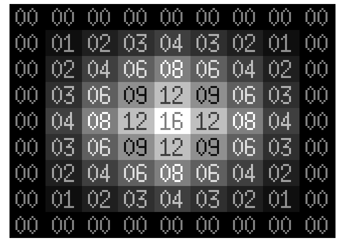
إستعمال عملية مقصور على خاصية الخانة سوف لَنْ تَعْرضَ العددَ 8 علما ان كلا الصورتين تستعملان مستوى النقاط 128 (7FH XOR FF = 80H).

نَحتاجُ لخَلْق مشغل الحجز، وبمعنى آخر: .



$$C = (A + 128) \bmod 256$$

مشغل الحجز يَجْمعُ A وB بإستعمال C كمختار (محدد):

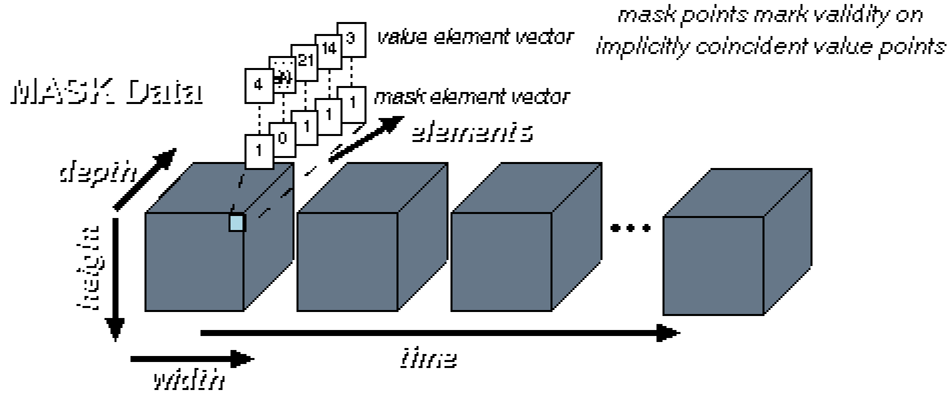


00	00	00	00	00	00	00	00	00
00	01	02	03	04	03	02	01	00
00	02	04	06	08	06	04	02	00
00	03	06	09	12	09	06	03	00
00	04	08	12	16	12	08	04	00
00	03	06	09	12	09	06	03	00
00	02	04	06	08	06	04	02	00
00	01	02	03	04	03	02	01	00
00	00	00	00	00	00	00	00	00

If (B) then C else A

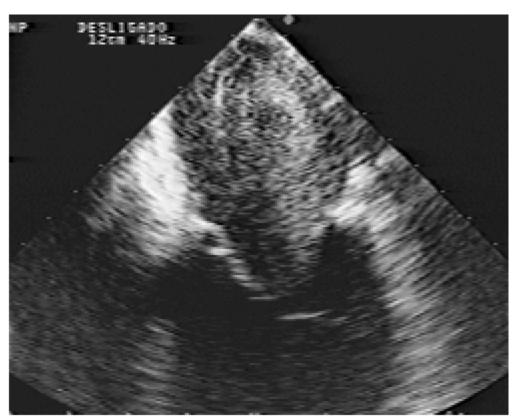
تطبيق القناعِ

إنّ القناعَ أَو "القناع الصحيح" هو الجزء ضمن ملفِ الصورةِ الذي يخبر عن النقاطَ الصحيحة في الصورةِ. هناك عِدّة تطبيقات التي تَستعملُ هذه الخاصية أَو المفهومِ.
شكّلُ البياناتُ مَع جزء "القناع الصحيح" تُشاهد اسفلا.



شكل البياناتُ لعملياتِ القناعِ

نحن سَنُوضح إستعماله بصورةِ فوق سمعيةِ. معروض اسفلا صورة فوق سمعية (ultrasound) ونحن نَريد حِساب الإحصائياتِ منها. لاحظْ بأنّ هناك منطقة "سوداء" التي لا تَحتوي على أي معلوماتِ صحيحةِ.

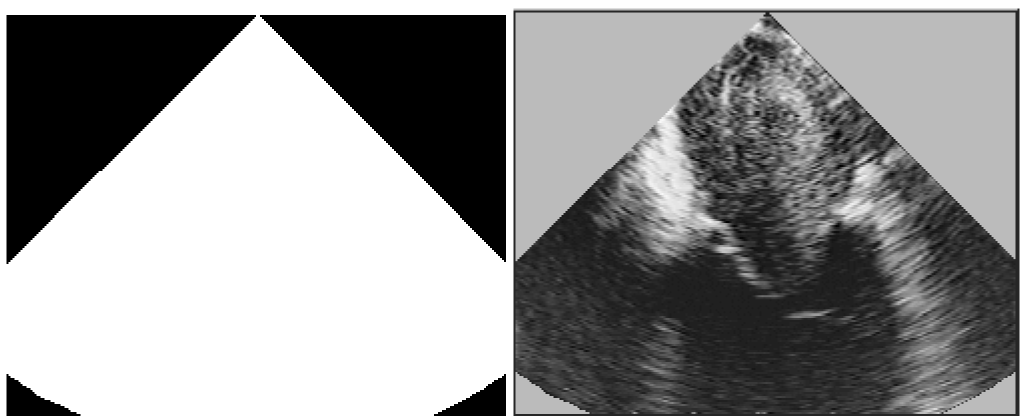


الصورة فوق السمعية

حساب الإحصائياتِ من الصورةِ سَيَتضمّنُ المنطقةِ "السوداءِ".

```
Object Dimension:  w=250  h=200  d=1  t=1  e=1
  Mean:     63.2069
  Variance: 2132.67
  Std Dev:  46.1808
  RMS:      78.2799
 Total Contributing Points:   50000
```

إذا دمجنا القناع الصحيح فإن الإحصائيات التي ستحسب من الصورةِ سوف لَنْ تَتضمّنَ المنطقةَ "السوداءَ"، وبمعنى آخر: . ، فقط البيانات المَكْشُوفة سَتَكُونُ مستعملة للحسابِ. معروض اسفلا القناعَ الصحيح والصورةَ بقطعةِ القناعِ.

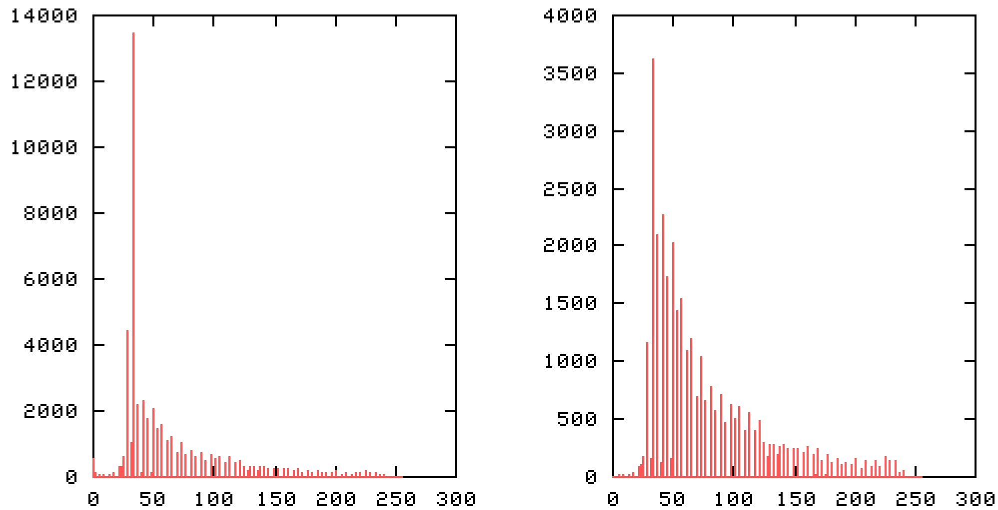


a) القناع الصحيح؛ b) صورة بالقناع

إنّ الإحصائياتَ الجديدةَ توضح اسفلاً.

```
Object Dimension:  w=250  h=200  d=1  t=1  e=1
  Mean:     77.2634
  Variance: 2384.87
  Std Dev:  48.8351
  RMS:      91.4026
  Total Contributing Points:    33816
```

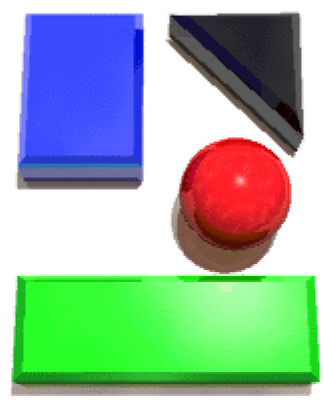
المدرج الإحصائي مِنْ الصورةِ الأصليةِ والمدرج الإحصائي مِنْ بياناتِ الإهتمامِ.



a) مدرج إحصائي مِنْ الصورةِ الأصليةِ؛ b) مدرج إحصائي مِنْ الصورةِ بقناعِ الصلاحيةِ

ضرب الصورِ الملونةِ RGB

إنّ ضربَ صورتي RGB هي عملية نقطية واسعة. كُلّ عنصر نقطةِ من صورةِ RGB يضرب بإحداثي النقطةِ المطابِقةِ / لعنصر الصورةِ الأخرى. من المحتملُ الحُصُول على النَتائِجِ الغير متوقّعةِ جداً. في هذه التجربةِ، نحن سنَضْربُ صورةً RGB بمستويات لونِ ثابتةِ. معروض اسفلا صورةُ RGB الأصليةِ.

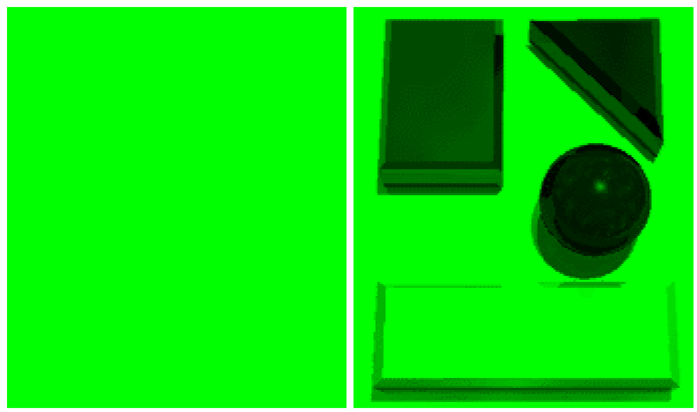


صورة اللونِ الأصليةِ (RGB)

مضروب بوزن 1 من المستوى الاحمر و0 للآخرين:

a) وَزنَ صورةً (R=1,G=0,B=0) b) الصورة الناتجة

مضروب بوزن مِنْ 1 المستوى الأخضر و0 للآخرين:

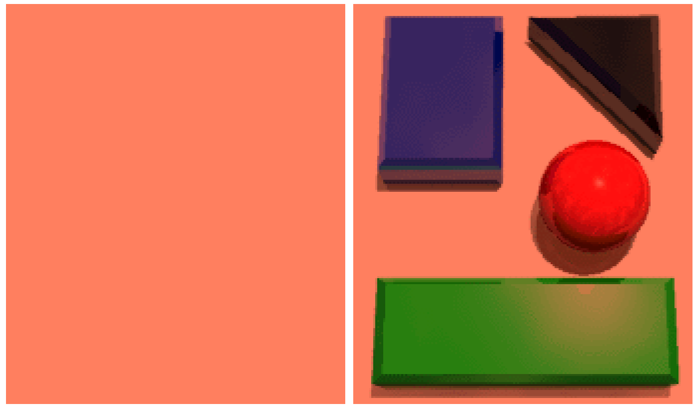


a) وَزنَ صورةً (R=0,G=1,B=0)؛ b) الصورة الناتجة

مضروب بوزن مِنْ 1 المستوى الأزرقِ و0 للآخرين:

a) وَزنَ صورةً (R=0,G=0,B=1)؛ b) الصورة الناتجة

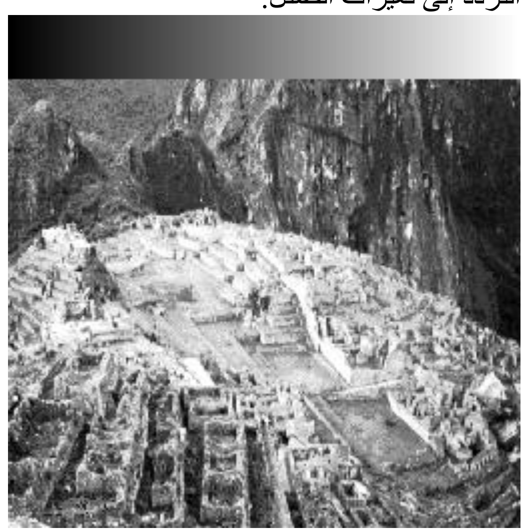
مضروب بوزن 0.8 مِنْ المستوى الأحمرِ، 0.4 الأخضر و0.3 الأزرقِ:



a) وَزنَ صورةً (R=0.8,G=0.4,B=0.3)؛ b) الصورة الناتجة

إرتِباك الصورةِ

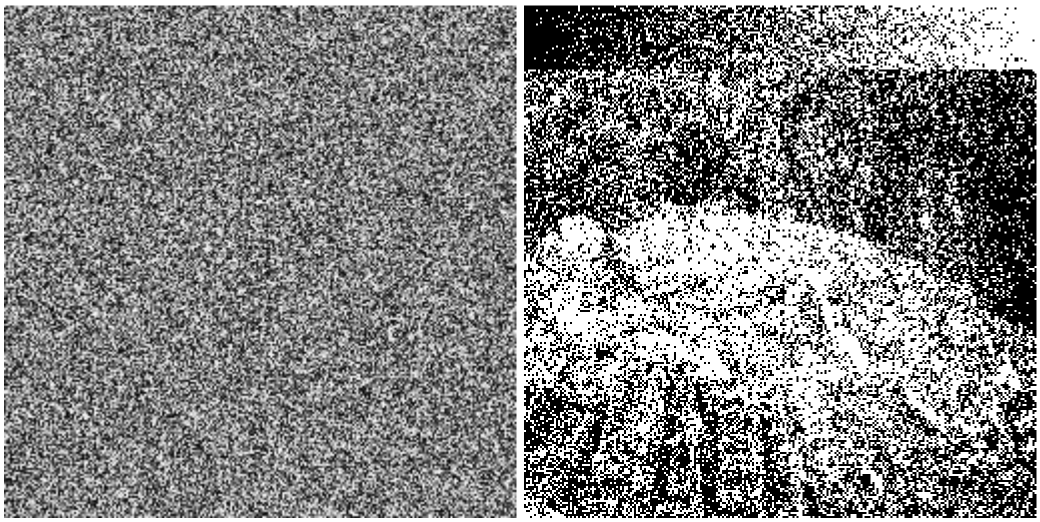
من المحتملُ عَرْض صورة بتدرجات الرمادي في أداة عرض ثنائية المستوى مثل الشاشات الابيض والاسود والكثيرِ من الطابعات الغير ملونة وذلك بإستعمال التقنية المسماة إرتِباك الصورةِ. هذا يَشْملُ تخطيط (عرض) الصورةِ الرماديةِ الأصليةِ إلى صورة ثنائية. بينما عيوننا تُؤدّي التكامل المكاني، من المحتملُ إنْجاز نَتائِجِ معقولةِ بإستعمال تخطيط الإستراتيجيةِ حيث قِيَم الكثافةِ الرماديةِ تُحوّلُ إلى كثافةِ النقاطِ السوداءِ.
في هذه التجربةِ، نحن سَنَرى البعض مِنْ التخطيط الذي يُمْكِنُ أَنْ يطبق إرتِباك الصورةِ. إنّ الصورةَ المستعملة في هذه التجربةِ تُشاهد اسفلا. ضمّنّا تعلية رمادية مستوية في قمةِ الصورةِ لكي يُمْكِنُ أَنْ نَرى ردة فعل خوارزمياتِ التردّدَ إلى تغيرات الصْقلُ.



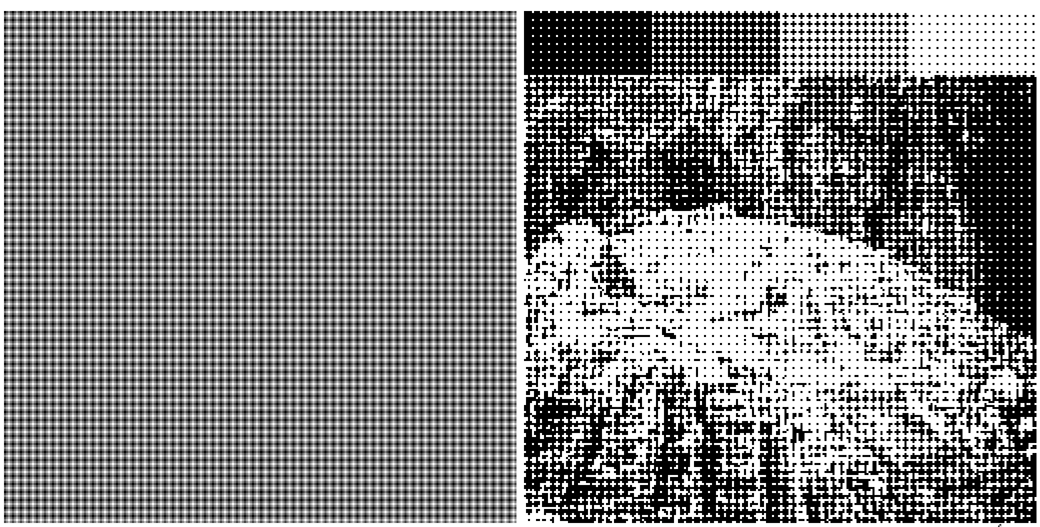
الصورة الأصلية

التقنية المستعملة في هذه التجربةِ تَتضمّنُ إستعمال صورة النمطِ الرماديةِ الّتي سَتُقَارنُ مع الصورةِ الأصليةِ. إذا قيمة النقطةِ في الصورة الاصل اكبر مِنْ قيمة النقطةِ المقابلة في النمطِ،فإننا نعطي قيمة للنقطة في الصورة الناتجَة مساوية للابيض، ما عدا ذلك فإن القيمة في الصورة الناتجة تساوي الأسودُ.

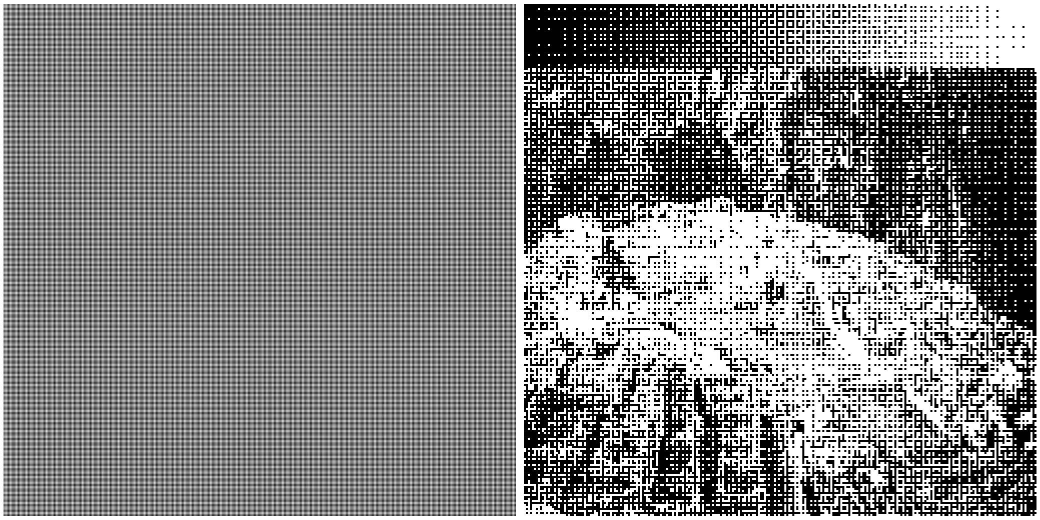
اسفلا نشاهد أربعة طرقِ مختلفةِ لبِناء صورةِ النمطَ. في الحالةِ الأولى، نَستعملُ صورةَ ضوضاءِ موحّدةِ. هذه التقنيةِ تُدْعَى في أغلبِ الأحيان "التردّد العشوائي". للحالةِ الثانيةِ، نُولّدُ أهرامَ صغيرةَ. في الحالةِ الثالثةِ نستعمل موجات جيبية ، وأخيراً نَستعملُ نمط بَنى مِنْ مصفوفةِ تردّدِ منظّمةِ.



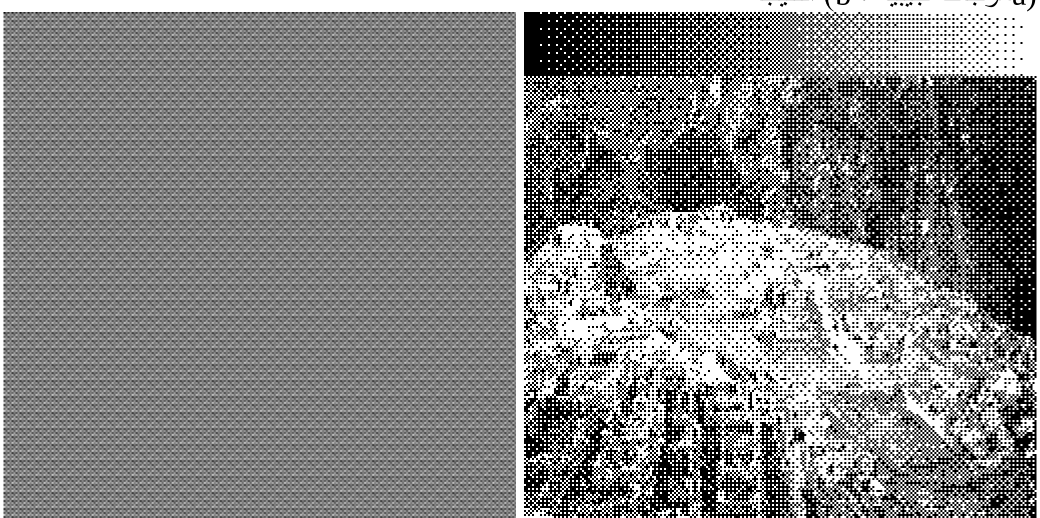
a) ضوضاء موحّدة؛ b) النتيجة



a) أهرام؛ b) النتيجة



(aموجات جيبية ؛ b) النتيجة

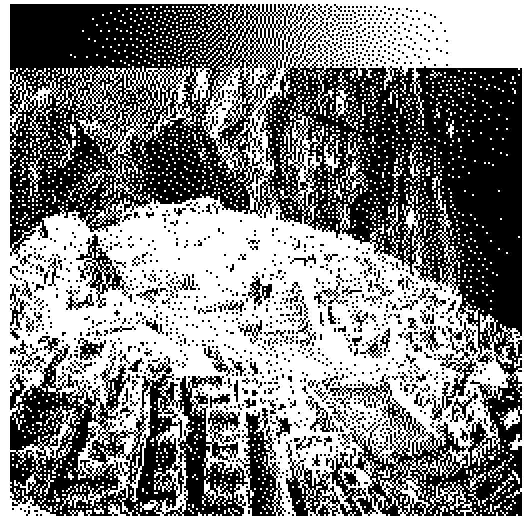


a) مصفوفة تردّد منظمةً؛ b) النتيجة

مصفوفة التردّدَ المستعملة في تقنيةِ العرضِ الأخيرةِ خُلِقتْ مِنْ صدى النمطِ اسفلا. لرُؤية كَيفَ يُمْكِنُ أَنْ يُضاعفَ النمطَ إلى صورة كاملة، راجع تطبيقاتِ الإلْتواءِ.

0	32	8	40	2	34	10	42
48	16	56	24	50	18	58	26
12	44	4	36	14	46	6	38
60	28	52	20	62	30	54	22
3	35	11	43	1	33	9	41
51	19	59	27	49	17	57	25
15	47	7	39	13	45	5	37
63	31	55	23	61	29	53	21

للغرضِ الإيضاحي، نُشاهد اسفلا التقنيةِ المتداخلةِ الأخرى، وهي بشكل اعلى مِنْ الطرقِ السابقةِ، والمسمّاة خوارزميةِ إنتشارِ خطأِ Floyd-Steinberg. إنّ الفكرةَ أَنْ يَنْشرَ الخطأَ بين قيمةِ النقطةِ الناتجَة وقيمةَ النقطةِ الفعليةِ للصورةِ بين جيرانِهم في عمليةِ متسلسلةِ تجميعيةِ. هذه العمليةِ لا يُمْكن أنْ تُطبّقَ بإستعمال المشغلين القياسيين.



إنتشار خطأِ Floyd - Steinberg

مفاهيم الموجات الصغيرة

تحليل الموجات الصغيرة المنفصلة

عُموماً عندما نَتعاملُ مع الإشاراتِ الثابتةِ، التي خصائصهم الإحصائية ثابتة بتغير الوقت، الأداة المثالية هي تحويلات فوريير. إنّ تحويل فوريير حسب ماتم شرحه سابقا هو مجموعةُ خطيّةُ لانهائيةُ مِنْ جيبِ التمام المُتَوَسّع وموجاتِ الجيبِ. عندما نُصادفُ إشاراتَ غيرَ ثابتةَ، نحن يُمْكِنُ أَنْ نُمثّلَ هذه الإشاراتِ بالمجموعاتِ الخطيّةِ للتحليل الى المركبات الابسط المعروفة بالموجات الصغيرة. هذه الموجات الصغيرة، أَو التحليل الى المركبات الابسط، يَسْمحُ لنا لإنتزاع العناصر البسيطة التي تكون تراكيب معقدة أَو إشارةَ.
العناصر البسيطة المستعملة في معالجةِ الإشارات يُمْكِنُ أَنْ تُجمّعَ في عدة اصناف: إلى مقياس الوقتِ (فضاء) ، تردد الوقت (فضاء) ، أَو مزيج من كلتا الحالتين. في مجموعة مقياس الوقتِ (فضاء) نَجِدُ قاعدة الموجات الصغيرة Grossman Morlet و Daubechies معرفة بالدوال الموضحة اسفلا. هذه الدوال تُستَعملُ للحُصُول على معاملاتِ الموجات الصغيرة المستعملة في تحليلِ وتأليفِ الموجات الصغيرة.

موجات Morlet-Grossman الصغيرة :

$$\frac{1}{\sqrt{a}} \varphi(\frac{x-b}{a}) \quad a > 0; b \in R$$

موجات Daubechies الصغيرة:

$$2^{j/2} \varphi(2^j x - k) \quad j, k \in Z$$

في دالة موجات Grossman Morlet الصغيرة، العامل "a" يَعطي عاملَ القِيَاْس و"b" مركز (موقع) الوظيفةِ. في حالة دالة موجات Daubechies الصغيرة، مقيَاْس التغيير مُعطى بالعامل 2^j ومركزِه بالعامل "k".

في فضاء تردد الوقتِ نَجِدُ موجات Gabor Malvar الصغيرة معرّفَة بالصيغة التالية:

$$\omega(t-l)\cos(\pi(k+1/2)(x-l)) \quad k\in N, l\in Z$$

إذا نُخضعُ موجات Gabor Malvar الصغيرة إلى توسُّعاتِ زوجية فإنه يُمْكِنُ أَنْ نَبْني موجات Daubechies الصغيرة، وهكذا يكون عِنْدَنا مجموعةُ ثالثة.
تحويل الموجات الصغيرة هي أداة قويَّة للتحليلِ وتشكيل الإشاراتِ. مركزة الخصائصِ البارزةِ في المكانِ (أَو الوقت) ومجالات الترددِ يُمْكِنُ أَنْ تُنجَزَ بشكل كفوء جداً مَع الموجات الصغيرة. هذا يَسْمحُ لنا بتحديد الإنتقالاتِ الحادّةِ بشكل آني في طيفِ الإشارةِ وفي موقعِ (أَو وقت) حدوثِهم.
إنّ التركيبَ الأساسيَ للموجات الصغيرة متكوّن من التَرْشيح والإنقاص التكراري ، للأسهل منهم نسبياً للتَطبيق.
خاصية فصل المركز في نظرية تحويلات الموجات الصغيرة هي ميزّةُ مثيرةُ والتي تُعيدُ تحويلات الموجات الصغيرة متعدّدة الأبعاد كأداة قويَّة لمعالجةِ الإشارات المتعددة الأبعادِ.
إستعمالُ تحويلات الموجات الصغيرة في التحليلِ العدديِ يَبْدو انه سيَكُونَ وَاعِدَ جداً لأنه يَسْمحُ بتمثيل جيد جداً للإنقطاعِ ، على خلاف تحويل فورييرِ. بالإضافة الى ان، تحويلات الموجات الصغيرة هي مصفوفات المنتجاتَ المتناثرةَ و/ أَو المشغلون الذين يُمْكِنُ أَنْ يُعالجوا بالتعقيدِ الحسابيِ المنخفضِ جداً.
ميزّةُ جذّابةُ لتحويلات الموجات الصغيرة وهي علاقتُها بأنظمةِ تشفير الحزمة الثانويةِ و بنوكَ المرشحات. الفرق الوحيد بين تحويلات الموجات الصغيرة والمرشحات في أنظمةِ تشفير الحزمة الثانويةِ بأنّ المُشكّلِ مُصَمَّم لأَنْ يَكُونَ عِنْدَها بَعْض خصائص الإنتظامِ (العديد مِنْ الأصفارِ في z = 0 أَو z = 3.141516 (pi)). تُزوّدُ نظريةُ الموجات الصغيرة بأفكار وبصائر جديدة التيتغني المنطقةَ المهمةَ مِنْ بنوكِ المرشِحات المتعددةِ الدرجاتِ.
نظرية تحويلات الموجات الصغيرة يُمْكِنُ أيضاً أَنْ تُقتَرنَ بتقنياتَ أخرى، مثل موجهِ التجزئة أَو حافات متعددة المِقياس. هذا يُؤدّي إلى تقنياتِ الضغطِ القويَّةِ للإشاراتِ الغيرِ ثابتةِ. حقول معالجةِ الإشارات الإحصائيةِ، نموذج متعدّد المِقياس من العملياتِ والتحليلِ والتأليف مِنْ 1/f مِن الضوضاءَ كل هذا يعتبر نَتائِجَ مثيرةَ عندما إرتبطتْ بنظريةِ الموجات الصغيرة . رزم الموجات الصغيرة ، التي تُقابلُ تركيبِ الشجرةِ التكيفيةِ الإعتباطيةِ لبنوكَ المرشِحات هي مثالُ وَاعِدُ جداً آخرُ.

تحويلات الموجات الصغيرة

التجربة: تحويلات الموجات الصغيرة وضغط البيانات
التجربة التالية تُؤدّي تحويل مستوى واحد (مِقياس واحد) للموجات الصغيرة المباشر والعكسي. هي مستندة على مرشحاتِ Daubechies (الموجات الصغيرة). بالإضافة الى ذلك ، تجربة بسيطة مِنْ ضغطِ البيانات مُنَفَّذةُ بإستعمالُ المرور المنخفضَ للموجات الصغيرة فقط لإعادةِ بناء الصورةِ. هذا يُمْكِنُ أَنْ يُرى كإرْسال جزءِ وحيد من البياناتِ خلال قناة إتصال بنسبة ضغطِ 1:4 .
معاملات مرشِحِ Daubechies الأمامية والمعكوسة تُشاهد اسفلا. إثنان مِنْ مجموعاتِ المرشحاتِ مستعمل للتحويلِ الأماميِ والمعكوسِ. لاحظْ بأنّ المرشحاتَ ذات بعد واحد.

مرشحات Daubechies تَطْلبُ مجموعتان من (أربعة معاملاتِ)

- Direct Transform
  - Highpass
  - `daub2hd.ascii -`
  - `(-0.1294095225512604, -0.2241438680420134, 0.8365163037378079, -0.4829629131445341)`

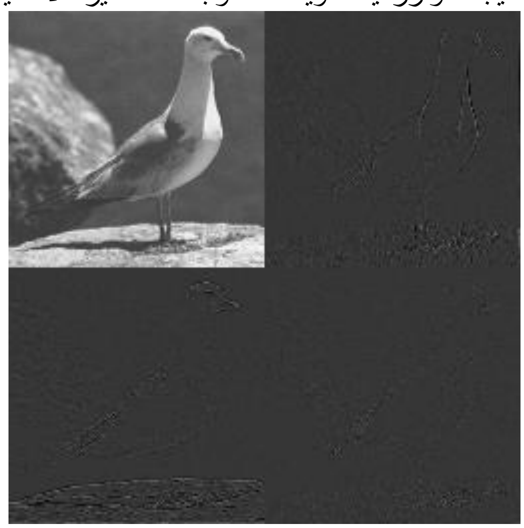
  - Lowpass
  - `daub2ld.ascii -`
  - `(0.4829629131445341, 0.8365163037378079,`

```
                        0.2241438680420134, -
0.1294095225512604)
```

- Inverse Transform
  - Highpass
  - `daub2hi.ascii -`
  - `(-0.4829629131445341, 0.8365163037378079, -0.2241438680420134, -0.1294095225512604)`

  - Lowpass
  - `daub2li.ascii -`
  - `(-0.1294095225512604, 0.2241438680420134, 0.8365163037378079, 0.4829629131445341)`

نتيجةُ خوارزميةً تحويلات الموجات الصغيرة الأمامية تُشاهد اسفلاً.

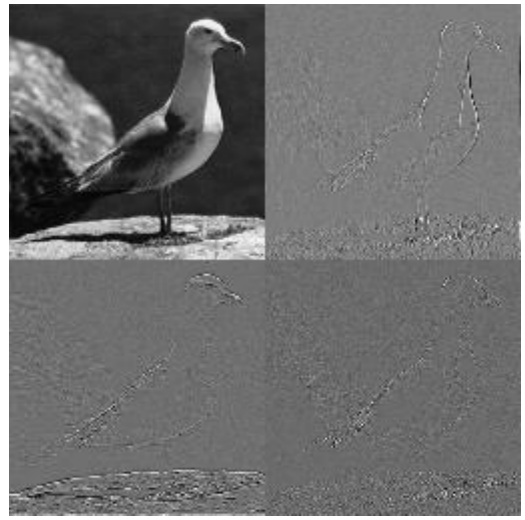


تحويلات الموجات الصغيرة المباشرة

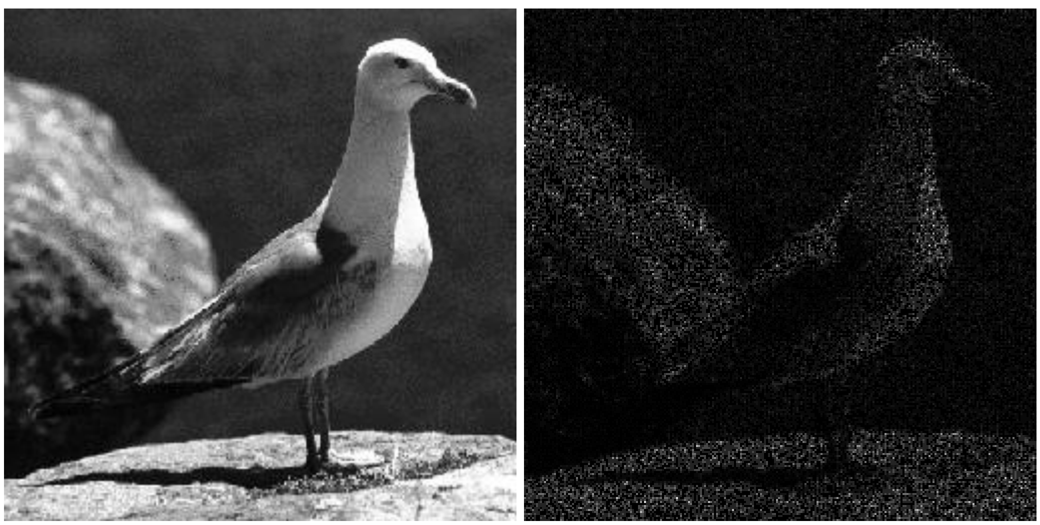
لاحظْ التحليل الى المركبات البسيطة المؤدى. نلاحظ بإتجاه عقارب الساعةِ والبدء مِنْ الزاوية العليا اليسرى مِنْ الصورةِ عِنْدَنا:

- تحلل المرور منخفضِ،
- تحلل المرور الأعلى فَي إتّجاهِ العرضَ (تفاصيل أفقية)،
- تحلل المرور الاعلى في إتّجاهِ الإرتفاعَ (تفاصيل عمودية)،
- تحلل المرور الاعلى في كلتا الإتّجاهات الإرتفاعَ والعرضَ. هذا الإسلوبُ العاديُ لتخَزْين وعرضِ تحويلات الموجات الصغيرة.

لرؤية أوضاع كُلّ تحلل بشكل افضل، تم فصل المربعات الاربعة وعُرِضها بشكل منفصل. هذا مُصَوَّرُ اسفلا



التحويلات العكسية للموجات الصغيرة والإختلاف بين الأصلِ يُوضحون اسفلا



a) التحويلات العكسية للموجات الصغيرة (b. الإختلاف مع الاصل (max ~10E-14)

نَنتزِعُ تحلل المرور المنخفضَ ونَستعملُه لإعادة بناء الصورةِ الأصليةِ. المُلاحظة: بالقيام بذلك نحن يُمْكِنُ أَنْ نُنجزَ 1:4 نسبة ضغطِ. إنّ صورةَ المرور المنخفض هي التالية:

صورة المرور المنخفض

إعادة البناء بإَستعمال التحويلات العكسية للموجات الصغيرة تنتج الصورةَ اسفلا. إنّ الإختلافَ بين الصورةِ الأصليةِ والمبنية يُعْرَضونَ أيضاً:

a) الصورة المبنية؛ b) إختلافها عن الأصل

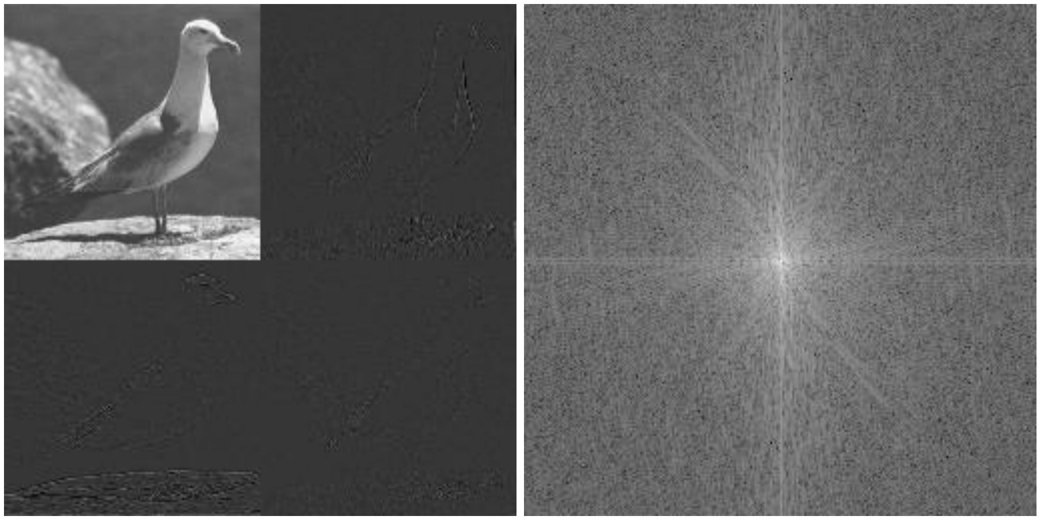
الموجات الصغيرة: تحليل الترددِ

يَسْمحُ لنا هذا القسم تَصَوُّر أطياف المقدار الثنائية الابعاد لتحليلِ الموجات الصغيرة المنفذة على صورةِ. تحليل الموجات الصغيرة ذو المستوى الواحد يُحلّلُ الصورةً إلى أربع مناطقِ. البِداية في الزاوية العليا اليسرى مِنْ الصورةِ و بإتجاه عقارب الساعةِ نَجِدُ 4 مناطقَ:

- "تحلل المرور المنخفضِ،
- "تحلل المرور العاليِ فيِ إتّجاهِ العرضَ،
- "تحلل المرور العاليِ في إتّجاهِ الإرتفاعَ، و
- "تحلل المرور العاليِ في كلتا إتّجاهات الإرتفاعَ والعرضَ.

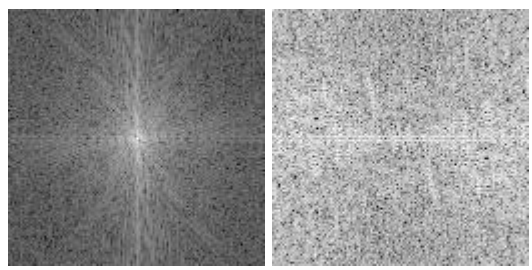
من كُلّ تحلل نُريدُ تَصَوُّر محتوى الترددِ، و طيف المقدارِ.

معروض اسفلا التحويلات المباشرة للموجات الصغيرة ذات المستوى الواحد المستندة على مرشح Daubechies ، وطيفه log(mag+1) اللوغاريتمي .

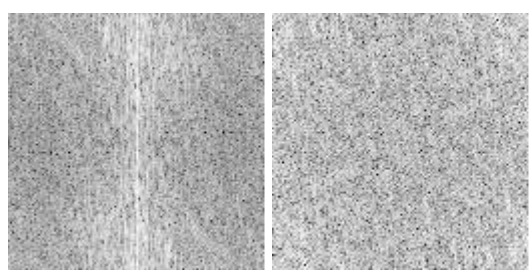


a) التحويلات المباشرة للموجات الصغيرة ؛ b) طيفها اللوغاريتمي

نَنتزِعُ مناطقَ التحلل الأربعِ الآن، نَجِدُ أطيافهم اللوغارتمية (log(mag+1 وتَعْرضُ النَتائِجَ. معروض اسفلا النَتائِجَ بإتجاه عقارب الساعةِ وتَبْدأُ مِنْ الزاويةِ اليسرى العلياِ.



a) الربع الاول ؛ b) الربع الثاني



a) الربع الثالث؛ b) الربع الرابع

لاحظْ بأنّ كُلّ الترددات الواطئة مُرَكَّزة حول مركزِ صورةِ الربعِ الأولِ التي تُقابلُ التعبيرَ المستمرَ (DC). في الربعِ الثاني نُصادفُ التذبذبات العالية على طول إتّجاهِ العرضَ، وفي الربعِ الثالثِ، التذبذبات العالية على طول إتّجاهِ الإرتفاعَ. في الربعِ الرابع نجد التذبذبات العالية على طول كلتا إتّجاهات الإرتفاعَ والعرضَ.

التدفق البصري

إذا أُخذنا سلسلة من الصورِ بمرورِ الوقت، وهناك أجسام متحرّكة في هذا المشهدِ، أَو ربما آلة التصوير نفسها على عربةِ متحركةِ، فإن المعلومات المفيدة حول ما تحتويه الصورةِ يُمْكِنُ أَنْ تُحْصَلَ عليها بتَحليل وتَفْهمُ الإختلافَ بين الصورِ الذي سببه الحركةِ.
على سبيل المثال، لنأخذ صورةَ سيارة متحركة، تحديد أَيّ نقاطَ في الصورةِ تُمثّلُ الحركةً يُمْكِنُ أَنْ يُساعدَ على تَقْرير النقاطِ التي تنتمي إلى السيارةِ، والتي تنتمي إلى الخلفيةِ الساكنةِ.
دِراسَة الحركةِ بالتفصيل، نحن يُمْكِنُ أَنْ نُجيبَ على الأسئلةِ التاليةِ:

- كم عدد الأجسام المتحرّكة بالمشهد؟
- بأَيّ الإتّجاهات هم يَتحرّكونَ ؟
- نوع الحركةِ : خطيّةِ أَو دائرية؟
- ماهي سرعة حركتهم؟

مِنْ سلسلةِ الصور، نَحْسبُ دالة جديدة مسماة بالتدفقَ البصريَ. لكُلّ نقطة ،

- موجه السرعةِ $\mathbf{v} = (u, v)$ الموجود يعطي التالي:
  - o كيف تتحرك النقطةِ بسرعة عبر الصورةِ،
  - o باي إتّجاه تَتحرّكُ.

معادلة تقييدِ التدفقِ البصري

دعنا نَفترضُ بأنّ كثافةَ الصورةَ مُعطيةُ بـ $I(x,y,t)$، حيث أَنَّ الكثافة الآن هي دالة الوقتِ ، t، بالإضافة إلى x وy.
في النقطة التي بها المسافة صغيرة ، والوقت صغير ، فإن الكثافة هي التالية:

$$I(x+dx, y+dy, t+dt) = I(x, y, t) + \frac{\partial I}{\partial x}dx + \frac{\partial I}{\partial y}dy + \frac{\partial I}{\partial t}dt + \ldots,$$

حيث النقاطَ تُساندُ الشروطَ.
الآن، لنَفترضُ ان جزءِ من الجسمِ في الموقع (x ,y) من الصورةِ في الوقت t، وبمرور الوقت dt لاحقاً تَحرّكَ الجسم للمسافة (dx ,dy) في الصورةِ. علاوة على ذلك، دعنا نَفترضُ بأنّ كثافةَ ذلك الجزءِ من الجسمِ بنفس الطريقة في صورتِنا قبل ذلك وبعد ذلك. بشرط أننا مُبَرَّرون في وضع هذه الفرضيةِ، فإنه سيكون عِنْدَنا الصيغة التالية:

$$I(x+dx, y+dy, t+dt) = I(x, y, t),$$

ولذا

$$\frac{\partial I}{\partial x}dx + \frac{\partial I}{\partial y}dy + \frac{\partial I}{\partial t}dt + \ldots = 0.$$

على أية حال، بالتَقسيم بـ dt، عِنْدَنا الصيغة التالية:

$$\frac{dx}{dt} = u, \qquad \frac{dy}{dt} = v,$$

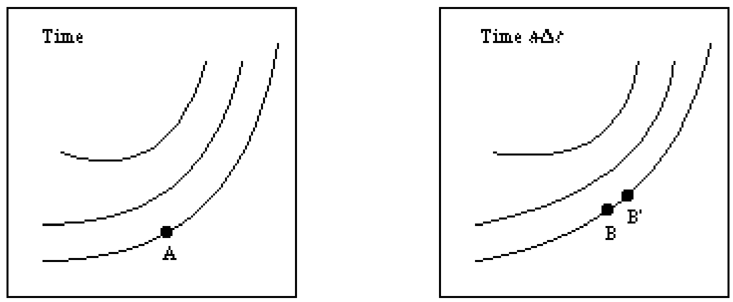
بما ان هذه هي السرعةَ التي يتحرك بها الجسمَ في إتّجاهات x و y على التوالي. فإنه، في الحدِّ الذي dt يقترب الى الصفر، عِنْدَنا:

$$-\frac{\partial I}{\partial t} = \frac{\partial I}{\partial x}u + \frac{\partial I}{\partial y}v,$$

الذي يُدْعَى معادلةَ تقييدِ التدفقِ البصريةِ.
الآن، $\partial I/\partial t$ في النقطة المُعطية هي فقط كيف تتغير الكثافةَ بسرعة بَتغيّرُ الوقتِ، بينما $\partial I/\partial x$ و $\partial I/\partial y$ هي النِسَبَ المكانيةَ لتغييرِ الكثافةِ، وبمعنى آخر: كيف بسرعة تتغير الكثافةَ في الذِهاب عبر الصورةِ، لذا كُلّ العناصر الثلاثة مِنْ هذه الكمياتِ يُمْكِنُ أَنْ تُخَمّنَ لكُلّ نقطة بإعتِبار الصورِ.

القيود الأخرى

نريد الان حِساب u وv، لكن القيدَ أعلاهَ لسوء الحظ يَعطينا فقط معادلةَ واحدة لكلّ نقطةِ بمجهولين، لذا هذا غير كاف لوحده. لمعرفة لماذا هذا غير كاف ،لاحظ الصور في الرسم التالي:



الرسم. الغموض في تَقْرير التدفقِ البصريِ

إنّ الخطوطَ هي مخططاتَ الكثافةِ المتساويةِ في الصورتين، المَأْخوذتانِ بفارق وقت Δt.
إنّ الصعوبةَ في الإخْبار سواءاً جزءِ من المشهدِ الممثل بالنقطةِ A في الصورةِ الأولى تَحرّك للنقطة B، أو B'، أَو في الحقيقة أيّ نقطة أخرى بنفس الكثافةِ في الصورةِ الثانيةِ. هكذا وبشكل اعمق هذه المعلومات المطلوبةُ تَسْمحُ لتحديد u و v.
الملاحظة الرئيسية هي بأنّه فيماعدا النقاط قُرْب حافاتِ الأجسام المتحرّكةِ، الحركة المُلاحَظةُ في النقاطِ المجاورةِ سَتَكُونُ مماثلة جداً. المقياس كيف ينحرفُ التدفقَ البصريَ مِنْ هذا التغيير المثاليِ بيسر يُمْكِنُ أَنْ يُحْسَبَ بالتَقييم التكامليِ التالي على الصورةِ الكاملةِ، حيث الإشتقاقات مثل $\partial u/\partial x$ الإجراءِ كَيف بسرعة تتغير السرعة بالذِهاب عبر الصورةِ.

$$S = \iint_{\text{image}} \left(\frac{\partial u}{\partial x}\right)^2 + \left(\frac{\partial u}{\partial y}^2\right) + \left(\frac{\partial v}{\partial x}\right)^2 + \left(\frac{\partial v}{\partial y}^2\right) dx\, dy$$

إيجاد التدفقِ البصريِ

التقييد الناعم أعلاه لَيسَ بالضرورة كليّاً ان يتّسق مع قيدِ التدفقِ البصريِ. نحن يُمْكِنُ أَنْ نَبدي كَمْ من الحَلول لـ u وv يَنحرفُ عِنْ الشرطِ المطلوب بمعادلةِ قيدِ التدفقِ البصريةِ بالتَقييم

$$C = \iint\limits_{\text{image}} \left(\frac{\partial I}{\partial x} u + \frac{\partial I}{\partial y} v + \frac{\partial I}{\partial t} \right)^2 dx\, dy.$$

لدَمْج هذين القيدين الإثنان بشكل ذو مغزى، نَستعملُ تقنيةَ مضاعفاتِ Lagrangian:

- حاولْ إيجاد حَلّ لـ u وv الذي يُقلّلُ $S + \lambda C$ ، حيث λ مقياس التغيير.
- نموذجياً نحن نَجْعلُ λ كبير إذا مقاييسِ الكثافةَ كَانتْ دقيقة، حيث نحن يَجِبُ أَنْ نَتوقّعَ C أَنْ تَكُونَ صغيرة جداً طبيعياً.
- من الناحية الأخرى، إذا البياناتِ الأصليةِ كَانتْ صاخبة (مختلطة بضوضاء)، λ سَيُجْعَلُ صغيرة جداً.
- التعديل التفاعلي عُموماً سَيُتطلّبُ لإيجاد أفضل قيمةِ لـ λ.

تَقليل (جعله اقل مايمكن) الناتج التكاملي يُمْكِنُ أَنْ يُعنفذ بإستعمال التقنياتِ القياسيةِ مِنْ حسابِ التغاير، التي تُري بأنّ الدوال u وv مطلوبة لتحقيق الزوجَ المُزَاوَجَ للمعادلات التفاضليةِ:

$$\begin{aligned}
\frac{\partial^2 u}{\partial x^2} + \frac{\partial^2 u}{\partial y^2} &= \lambda \left(\frac{\partial I}{\partial x} u + \frac{\partial I}{\partial y} v + \frac{\partial I}{\partial t} \right) \frac{\partial I}{\partial x}, \\
\frac{\partial^2 v}{\partial x^2} + \frac{\partial^2 v}{\partial y^2} &= \lambda \left(\frac{\partial I}{\partial x} u + \frac{\partial I}{\partial y} v + \frac{\partial I}{\partial t} \right) \frac{\partial I}{\partial y}.
\end{aligned}$$

إنّ إشتقاقاتَ I لكُلّ نقطة مكتسبة مِنْ الصورةِ الأصليةِ، و λ مُختَارَةُ كما هو اعلاه. الطريقة التكرارية يُمْكِنُ أَنْ تَكُونُ مستعملة لحَلّ هذه المعادلاتِ لـ u وv في كُلّ نقطة.

المراجع

- Мозеров М.Г. Цифровые методы обработки изображений в задачах реконструкции трехмерных поверхностей. : Автореферат дис. канд. техн. наук : М., 1995.
- Бутаков Е.А., Островский В.И., Фадеев И.Л. Обработка изображений на ЭВМ. - М.: Радио и связь, 1987.- 240 с. , ил.
- Даджион Д., Мерсеро О.Р. Цифровая обработка многомерных сигналов: Пер. с англ. - М.: Мир, 1988. - 190 с.
- Садыков С. С. Цифровая обработка и анализ изображения . - Ташкент : НПО ‘ Кибернетика’ АН РУз , - 1994. 193 с.
- Претт У. Цифровая обработка изображений: Пер. с англ. - М.: Мир, 1982 - кн.1.- 312с. , ил., кн.2.- 480 с., ил.

- Ахмед Н., Рао К.Р. Ортогональные преобразования при обработке цифровых сигналов. - М.: Связь, 1980. - 248 с. , ил.
- Аберкулов Ш.Э. Разработка и применение эвристических методов и критериев выбора информативных признаков в распознавании образов. : Автореферат дис. канд. техн. наук : Ташкент, 1995.
- Александров В.В., Шнейдеров В.С. Рисунок, чертеж, картина на ЭВМ. Л.: Машиностроение, 1987. - 212 с. : ил.
- Алиев Т. М. и др. Системы отображения информации: Учебное пособие для вузов. М.: Высшая школа. 1988. -223 с. : ил.
- Аммерал Л. Интерактивная трехмерная машинная графика: Пер. с англ. - М.: “Сол. систем”, 1992.-224 с. : ил.
- Бартощук С.О. Инструментальные средства моделирования и отображения пространственных сцен на ПЭВМ. Автореферат дис. канд. техн. наук : К., 1992.
- Болотев В.П. Геометрический и программный комплекс интерактивного расчетно-графического программирования в САПР.: Автореферат дис. канд. техн. наук : М. : 1993.
- Булгаков С.С. и др. Проектирование цифровых систем на комплектах микропрограммируемых БИС. - М.: Радио и связь, 1989.
- Васильев В.И. Проблема обучения распознаванию образов. К.: Высшая шк. Головное изд-во, 1989.- 64 с. , ил.
- Васильев В.И. Распознающие системы: Справочник. Киев: Наукова думка, 1983.- 292 с.
- Генкин В.Л. и др. Системы распознавания автоматизированных производств. - Л.: Машиностроение, 1988. - 264 с. , ил.
- Георгица Ю.В. Специализированный сопроцессор для вычисления тригонометрических функций.: Автореферат дис. канд. техн. наук : М., 1991.
- Горелик А.Л., Скрипкин В.А. Методы распознавания. - М.: Высшая школа,1989. - 232 с.: ил.
- Горлик А.Л. Общая постановка задачи распознавания объектов и явлений. // Кибернетика, 1980, N6. - 231 с.
- Григорьев В.Л. Видеосистемы ПК фирмы IBM. - М. : Радио и связь, 1993. - 192 с. : ил.

- Дуда Р., Харт П. Распознавание образов и анализ сцен. - М.: Мир, 1976.
- Жирков В.Ф., Шутов А. Д. , Арнос Б.А. Выбор оптимального базиса преобразования формы в задаче распознавания визуальных образов // Перспективные информационные технологии в анализе изображения и распознавании образов: Тез. докл. Конф.- Ташкент: УзНПО ”кибернетика ”, АН респ. Узбекистан, 1992.- с. 9,10.
- Жирков В.Ф., Арнос Б.А. Двумерные преобразования при синтезе изображений // Разработка и применение САПР ВЧ и СВЧ электронной аппаратуры: Тез. докл. - Владимир, 1994.- с. 84-86.
- Жирков В.Ф., Арнос Б.А. Формирование изображений с перещеием управляемого фрагмента // Оптико - электронные приборы и устройства в системах распознавания образов, обработки изображений и символьной информации: Тез. докл. конф. - Курск:,Курский политехнический институт, 1993.- с. 19,20.
- Арнос Б.А. Геометрические преобразования : статья. // сб. стат. Информационные системы и технологии.- 1996. (в печати)
- Жирков В. Ф. , Сушкова Л. Т. , Арнос Б. А. Компьютерный анализ крови под микроскопом: возможности и проблемы.: статья. // сб. стат. Медицинский вестник. - Владимир , 1996. (в печати)
- Зинченко Т.П. Опознание и кодирование. Л., Изд-во Ленингр. ун-та, 1981.- 183 с. , ил.
- Интеллектуальные процессы и их моделирование. Академия наук СССР. М.: Наука, 1987.-393 с.
- Картамышев А.А. Прогнозирование частых рецидивов рожи с использованием компьютерной программы принятия решения. : Автореферат дис. канд. техн. наук, Воронеж, 1994.
- Ковалевский В.А. Методы оптимальных решений в распознавании изображений. - М.: Наука, 1967. - 328 с.
- Компьютер обретает разум: Пер. с англ. / под ред. и с предисловием В.Л.Стефанюка. - М.: Мир, 1990. - 240 с. , ил.
- Костылев А. О скоростном заполнении областей экрана в трехмерной графике.// Монитор. N 4, 1995.- с. 38-40.
- Колориметрический способ выявления малоконтрастных изображений. : А. С. 1439413(СССР), МКИ. G 01 J 3/46 / Нечипоренко А.С. (СССР) - 5 с. , ил.

- Малакаев А.Р. Разработка и практическое применение рапознавающей советующей системы. : Автореферат дис. канд. техн. наук : Ташкент, 1994.
- Мартинес Ф. Синтез изображений. Принципы, аппаратное и программное обеспечение: Пер. с фр. - М.: Радио и связь, 1990. - 192 с. , ил.
- Моносов В.Л. Симптомокомплексный подход при разработке экспертной системы прогнозирования развития тяжести состояния в неонатологии.: Автореферат дис. канд. техн. наук : Санкт- Петербург, 1994.
- Носач В.В. Решение задач аппроксимации помимо персональных компьютеров. - М.: Микап,1994.- 382 с. , ил.
- Озерова В.П. Разработка автоматизированной системы вероятностного моделирования патологических процессов и исследования ее возможностей при прогнозировании и диагностике заболеваний. : Автореферат дис. канд. техн. наук: М., 1991.
- Павловский В.Ф. Моделирование и обработка сигналов быстрыми цифровыми свертками в биологии и медицине. : Автореферат дис. канд. техн. наук : Санкт-Петербург, 1994.
- Пелешенко Е.И. Автоматизированный анализ и моделирование функциональных состояний сердца при действии биологически активных веществ.: Автореферат дис. канд. техн. наук : Воронеж, 1994.
- Петренко А.И. Методы и устройства распознавания цвета объектов. М.: “Энергия”, 1972. -96 с.
- Пилипенко О.П. Формат PCX графические образы в прикладных прогрммах. : // д-ра Добба, N 4, 1991.- с. 18-22.
- Представление и использование знаний: Пер. с япон. / Под. ред. Х.Уэно, М.Исидзука, - М.: Мир, 1989. - 220 с., ил.
- Принципы распознавания образов. Пер. с англ. Под ред. Ю.И.Журавлева. - М., 1978.
- Путятин Е.П., Аверин С.И. Обработка изображений в робототехнике. - М.: Машиностроение, 1990.- 320 с., ил.
- Распознавание, классификация, прогноз. / Выпуск 2. Отв. редактор член-кор. АН СССР Ю.И.Журавлев. М.: Наука, 1989.
- Решающие идеи - системы диагностики и терапии фирмы “Сименс”, ФРГ, 1991.- 127 с. , ил.

- Роганов В.Р. Организация визуальных баз данных и управления компьютерными генераторами изображений имитаторов визуальной обстановки тренажеров. : Автореферат дис. канд. техн. наук : Пенза, 1995.
- Роджерс Д. Алгоритмические основы машинной графики: пер. с англ. - М.: Мир, 1989.- 512 с. , ил.
- Романов В.Ю. Популярные форматы файлов для хранения графических изображений на IBM PC. М.: Унитех, 1992. - 156 с. : ил.
- Руссин Б.П. Структурно-лингвистические методы распознавания изображений в реальном времени - Киев: Наука думка, 1986.
- Рыбченко А.А. Создание и исследование медицинских диагностических систем при оказании неотложной помощи. : Автореферат дис. канд. техн. наук : Владивосток, 1993.
- Садыков С. С. Информационые устройста - Ташкент , 1992 , 100 с.
- Семионенков М.Н. Разработка и реализация программного обеспечения и алгоритмов базовой компьютерной графики для двумерного и трехмерного растра. : Автореферат дис. канд. техн. наук : Протвино, 1995.
- Системы технического зрения / А.Н.Писаревский и др. - Л.: Машиностроение, 1988.- 424 с. ,ил.
- Справочник: Искусственный интеллект. Кн.2. Модели и методы. / Под ред. проф. Д.А.Поспелова - М.: Радио и связь, 1990.- с. 149-201., ил.
- Способ визуального определения цветовой характеристики объектов. : Описание изобретения SU 1804598 A3 G01 13/46 - 23.03.93. Бюл. N 11.- с. 4 , ил. Старощук Б.А.
- Техническое зрение роботов / Под ред. А.Пью; Пер. с англ. Д.Ф.Миронова; Под. ред. Г.П.Катыса - М.: Машиностроение, 1987.
- Торпченко А.Ю. Специализированные устройства предварительной обработки сигналов в системах реального времени. : Автореферат дис. докт. техн. наук : Санкт-Петербург,1995.
- Устройства для поиска патологических измененных клеток в Цитологическом препарате. // Патент N 938935, публикация 30.06.82. - 6 с., ил.
- Устройство для определения усредненного цвета объекта : А. С. 1518685(СССР), МКИ G 01 J 3/46./ Тимохин Ю.В.(СССР).- 5 с. , ил.

- Устройство для коррекции геометрических и яркостных искажений телевизионного изображения. : А. С. 1282359(СССР), МКИ H 04 N / Уханов С.П.(СССР) .- 3 с., ил.
- Устройство формирования телевизионного изображения с перемещением управляемого фрагмента. : А.С. 1644171 SU МКИ G 06 F 15/64 / Жирков В.Ф., Буланнкин В.Б.(СССР) - 3 с., ил.
- Устройство для коррекции перекрестных искажений типа яркость- цветность. : А.С. 1818709(США), МКИ H 04 / Ахмед М.М.(ЕАР) - с. 4, ил.
- Цифровое устройство разделения сигналов яркости и цветности в декодере системы СЕКАМ. : А. С. N1781841 (СССР) МКИ. H 04 / Басий В.Т. и др.(СССР)- 2 с. , ил.
- Устройство формирования телевизионного изображения поворотом управляемого фрагмента // Положительное решение 94040345(Россия). , МКИ 6 G 096 1/16, F 15/62/ Жирков В.Ф., Арнос Б.А. (Россия , Сирия)
- Устройство формирования телевизионного изображения с изменением масштаба управляемого фрагмента // Положительное решение 93035752 ,(Россия). , МКИ 6 G 096 1/16, F 15/62/ Жирков В.Ф., Арнос Б.А. (Россия , Сирия)
- Устройство формирования телевизионного изображения с перемещением управляемых фрагментов // Положительное решение 9302079 (Россия). , МКИ 6 G 096 1/16, F 15/62/ Жирков В.Ф., Арнос Б.А. (Россия , Сирия)
- Устройство для обработки изображений . : А. С. 1619291,(СССР) МКИ. G 06 / Кожемяко В.П. (СССР) - 6 с., ил.
- Устройство для идентификации двухцветных объектов. : А.С. 1783321(СССР) МКИ. G 01 J 3/46 / Табалаев С.К. (СССР) - 5 с. , ил.
- Федотов Н.Г. Методы стохастической геометрии в распознавании образов. - М.: Радио и связь, 1990.- 144 с. , ил.
- Фоли Дж., Вэн Дэм А. Основы интерактивной машинной графики: в 4-х книгах. Кн.1.- 512 с., ил. , Кн. 2. - 368 с. , ил. Пер. с англ. - М.: Мир, 1985.
- Фоменко Н.Б. Анализ случайных процессов с использованием функции Уолша. // Радиотехника и электроника, 1977, N 4, с.720-728.
- Фомин Я.А., Тарловский Г.Р. Статическая теория распознавания образов. - М.: Радио и связь, 1986. - 263 [1] с. , ил.

- Фор. Восприятие и распознавание образов. Пер. с фр. под ред. д.т.н. Г.П.Катыса. -М.: Машиностроение, 1989.- 272 с. , ил.
- Фу К., Гонзалес Р., Ли К. Робото техника: Пер. с англ. - М.: Мир, 1989.- 624 с. , ил.
- Хромов Л.И. и др. Видеоинформатика. Передача и компьютерная обработка информации / - М.: Радио и связь, 1991.- 192 с. , ил.
- Чугункина Э.В. Технология алгоритмизации логики врача при создании медицинских биотехнических систем поддержки диагностических решений. : Автореферат дис. канд. техн. наук : Киев, 1992.
- Шарафиддин М.А. Обобщенное преобразование Уолша-Адамара и некоторые вопросы его применения для решения задач обработки и распознавания изображения. : Дис. канд. техн. наук : Владимир, 1991.
- Шахинпур М. Курс робототехники. Пер. с англ. - М.: Мир, 1990.- 527 с. , ил.
- Эгрон Ж. Синтез изображений. Базовые алгоритмы: Пер. с фр. - М.: Радио и связь, 1993.- 216 с. , ил.
- Эйбраш М. 256-цветовая магия адаптера VGA. // д-ра Добба N 4, 1991.- с. 13-
- Ян Судек. Некоторые вопросы разработки технических средств ввода, обработки и вывода изображений для ПК. : Автореферат дис. канд. техн. наук : Дубна, 1992.
- Александр Шамис, Поведение, восприятие, мышление: проблемы создания искусственного интеллекта, Едиториал УРСС, 2005 г.
- Стюарт Рассел, Питер Норвиг, Искусственный интеллект. Современный подход, Издательство: Вильямс, 2006 г.
  Аркадий Частиков, Татьяна Гаврилова, Разработка экспертных систем. Среда CLIPS, Издательство: БХВ-Петербург, 2003 г.
- А. П. Частиков, Д. Л. Белов, Т. А. Гаврилова, Разработка экспертных систем. Среда CLIPS, Твердый переплет (2003)
- А. И. Башмаков, И. А. Башмаков, Интеллектуальные информационные технологии, Твердый переплет (2005)
- Вячеслав Афонин, Владимир Макушкин, Интеллектуальные робототехнические системы, Издательство: Интернет-университет информационных технологий, 2005 г.
- В. Л. Афонин, В. А. Макушкин, Интеллектуальные робототехнические системы, Твердый переплет (2005)
- К. Протасова, Искусственный интеллект. Стратегии и методы решения сложных проблем, Издательство: Вильямс, 2003 г.
- А. Л. Шамис, Поведение, восприятие, мышление: проблемы создания искусственного интеллекта, Издательство: Едиториал УРСС, 2005 г.
- Бондарев В.Н., Аде Ф.Г., Искусственный интеллект: Учебное пособие для вузов Твердый переплет (2002)

- В. К. Финн, Интеллектуальные системы и общество, Издательство:Синтег, 2002 г.
- Ю. Ф. Тельнов, Интеллектуальные информационные системы в экономике., Учебное пособие, Мягкая обложка (2000)
- В. В. Корнеев, А. Ф. Гареев, С. В. Васютин, В. В. Райх, Базы данных. Интеллектуальная обработка информации, Мягкая обложка (2000)
- К.А. Пупков, В.Г. Коньков, Интеллектуальные системы, Мягкая обложка (2003)
- В. А. Филиппов, Интеллектуальный анализ данных: методы и средства, Издательство: Питер, 2000 г.
- Г. А. Кушнир, Системы искусственного интеллекта. Лекция, Издательство: Маркетинг, 2001 г.
- Еремеев А.П. Экспертные модели и методы принятия решений. - М.: МЭИ, 1995.
- Загорулько Ю.А., Попов И.Г. Представление знаний в интегрированной технологической среде SemP-TAO// Сб. Проблемы представления и обработки не полностью определенных знаний/ - М. - Новосибирск, RRIAI, 1996.
- Абчук В.А., Бункин В.А. Интенсификация: принятие решений. - Л.: Лениздат, 1987. - 174 С.
- Жуковин В.Е. Многокритериальные модели принятия решений с неопределенностью. - Тбилиси, 1983.
- Ларичев О.И. Наука и искусство принятия решений. М., 1979.
- Лотов А.В. и др. Компьютер и поиск компромисса. Метод достижимых целей. М. Наука, 1997.

- Dudgeon, D.E. and R.M. Mersereau, *Multidimensional Digital Signal Processing*. 1984, Englewood Cliffs, New Jersey: Prentice-Hall.
- Castleman, K.R., *Digital Image Processing*. Second ed. 1996, Englewood Cliffs, New Jersey: Prentice-Hall.
- Oppenheim, A.V., A.S. Willsky, and I.T. Young, *Systems and Signals*. 1983, Englewood Cliffs, New Jersey: Prentice-Hall.
- Papoulis, A., *Systems and Transforms with Applications in Optics*. 1968, New York: McGraw-Hill.
- Russ, J.C., *The Image Processing Handbook*. Second ed. 1995, Boca Raton, Florida: CRC Press.
- Giardina, C.R. and E.R. Dougherty, *Morphological Methods in Image and Signal Processing*. 1988, Englewood Cliffs, New Jersey: Prentice–Hall.
- Gonzalez, R.C. and R.E. Woods, *Digital Image Processing*. 1992, Reading, Massachusetts: Addison-Wesley.
- Goodman, J.W., *Introduction to Fourier Optics*. McGraw-Hill Physical and Quantum Electronics Series. 1968, New York: McGraw-Hill.
- Heijmans, H.J.A.M., *Morphological Image Operators*. Advances in Electronics and Electron Physics. 1994, Boston: Academic Press.
- Hunt, R.W.G., *The Reproduction of Colour in Photography, Printing &Television,*. Fourth ed. 1987, Tolworth, England: Fountain Press.

- Freeman, H., *Boundary encoding and processing*, in *Picture Processing and Psychopictorics*, B.S. Lipkin and A. Rosenfeld, Editors. 1970, Academic Press: New York.
- Stockham, T.G., *Image Processing in the Context of a Visual Model.* Proc. IEEE, 1972.
- Murch, G.M., *Visual and Auditory Perception*. 1973, New York: Bobbs-Merrill Company, Inc.
- Frisby, J.P., *Seeing: Illusion, Brain and Mind*. 1980, Oxford, England: Oxford University Press.
- Blakemore, C. and F.W.C. Campbell, *On the existence of neurons in the human visual system selectively sensitive to the orientation and size of retinal images.* J. Physiology, 1969.
- Born, M. and E. Wolf, *Principles of Optics*. Sixth ed. 1980, Oxford: Pergamon Press.
- Young, I.T., *Quantitative Microscopy.* IEEE Engineering in Medicine and Biology, 1996.
- Dorst, L. and A.W.M. Smeulders, *Length estimators compared*, in *Pattern Recognition in Practice II*, E.S. Gelsema and L.N. Kanal, Editors. 1986, Elsevier Science: Amsterdam.
- Young, I.T., *Sampling density and quantitative microscopy.* Analytical and Quantitative Cytology and Histology, 1988.
- Kulpa, Z., *Area and perimeter measurement of blobs in discrete binary pictures.* Computer Vision, Graphics and Image Processing, 1977.
- Vossepoel, A.M. and A.W.M. Smeulders, *Vector code probabilities and metrication error in the representation of straight lines of finite length.* Computer Graphics and Image Processing, 1982.
- Photometrics Ltd., *Signal Processing and Noise*, in *Series 200 CCD Cameras Manual*. 1990: Tucson, Arizona.
- Ian T. Young, Jan J. Gerbrands, Lucas J. van Vliet , Fundamentals of Image Processing
- Huang, T.S., G.J. Yang, and G.Y. Tang, *A Fast Two-Dimensional Median Filtering Algorithm.* IEEE Transactions on Acoustics, Speech, and Signal Processing, 1979. **ASSP-27**
- Groen, F.C.A., R.J. Ekkers, and R. De Vries, *Image processing with personal computers.* Signal Processing, 1988.
- Verbeek, P.W., H.A. Vrooman, and L.J. Van Vliet, *Low-Level Image Processing by Max-Min Filters.* Signal Processing, 1988.
- Young, I.T. and L.J. Van Vliet, *Recursive Implementation of the Gaussian Filter.* Signal Processing, 1995.
- Kuwahara, M., *et al.*, *Processing of RI-angiocardiographic images*, in *Digital Processing of Biomedical Images*, K. Preston and M. Onoe, Editors. 1976, Plenum Press: New York..
- Van Vliet, L.J., *Grey-scale measurements in multi-dimensional digitized images*, PhD Thesis: Delft University of Technology, 1993.

- Serra, J., *Image Analysis and Mathematical Morphology*. 1982, London: Academic Press.
- Vincent, L., *Morphological transformations of binary images with arbitrary structuring elements.* Signal Processing, 1991.
- Van Vliet, L.J. and B.J.H. Verwer, *A Contour Processing Method for Fast Binary Neighbourhood Operations.* Pattern Recognition Letters, 1988.
- Young, I.T., *et al.*, *A new implementation for the binary and Minkowski operators.* Computer Graphics and Image Processing, 1981.
- Lantuéjoul, C., *Skeletonization in Quantitative Metallography*, in *Issues of Digital Image Processing*, R.M. Haralick and J.C. Simon, Editors. 1980, Sijthoff and Noordhoff: Groningen, The Netherlands.
- Oppenheim, A.V., R.W. Schafer, and T.G. Stockham, Jr., *Non-Linear Filtering of Multiplied and Convolved Signals.* Proc. IEEE, 1968.
- Ridler, T.W. and S. Calvard, *Picture thresholding using an iterative selection method.* IEEE Trans. on Systems, Man, and Cybernetics, 1978.
- Zack, G.W., W.E. Rogers, and S.A. Latt, *Automatic Measurement of Sister Chromatid Exchange Frequency.* 1977.
- Chow, C.K. and T. Kaneko, *Automatic boundary detection of the left ventricle from cineangiograms.* Computers and Biomedical Research, 1972.
- Canny, J., *A Computational Approach to Edge Detection.* IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1986.
- Marr, D. and E.C. Hildreth, *Theory of edge detection.* Proc. R. Soc. London Ser. B., 1980.
- Verbeek, P.W. and L.J. Van Vliet, *On the Location Error of Curved Edges in Low-Pass Filtered 2D and 3D Images.* IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1994.
- Lee, J.S.L., R.M. Haralick, and L.S. Shapiro. *Morphologic Edge Detection*. In *8th International Conference on Pattern Recognition*. 1986. Paris: IEEE Computer Society.
- Van Vliet, L.J., I.T. Young, and A.L.D. Beckers, *A Non-linear Laplace Operator as Edge Detector in Noisy Images.* Computer Vision, Graphics, and Image Processing, 1989..
- Meyer, F. and S. Beucher, *Morphological Segmentation.* J. Visual Comm. Image Rep., 1990..
- Meyer, F., *Iterative Image Transformations for an Automatic Screening of Cervical Cancer.* Journal of Histochemistry and Cytochemistry, 1979.
- Dudgeon, D.E. and R.M. Mersereau, *Multidimensional Digital Signal Processing*. 1984, Englewood Cliffs, New Jersey: Prentice-Hall.

- Castleman, K.R., *Digital Image Processing*. Second ed. 1996, Englewood Cliffs, New Jersey: Prentice-Hall.
- Oppenheim, A.V., A.S. Willsky, and I.T. Young, *Systems and Signals*. 1983, Englewood Cliffs, New Jersey: Prentice-Hall.
- Papoulis, A., *Systems and Transforms with Applications in Optics*. 1968, NewYork: McGraw-Hill.

- Russ, J.C., *The Image Processing Handbook*. Second ed. 1995, Boca Raton, Florida: CRC Press.
- Giardina, C.R. and E.R. Dougherty, *Morphological Methods in Image and Signal Processing*. 1988, Englewood Cliffs, New Jersey: Prentice–Hall. 321.
- Gonzalez, R.C. and R.E. Woods, *Digital Image Processing*. 1992, Reading, Massachusetts: Addison-Wesley. 716.
- Goodman, J.W., *Introduction to Fourier Optics*. McGraw-Hill Physical and Quantum Electronics Series. 1968, New York: McGraw-Hill. 287.
- Stockham, T.G., *Image Processing in the Context of a Visual Model.* Proc. IEEE, 1972. **60**: p. 828 - 842.
- Murch, G.M., *Visual and Auditory Perception*. 1973, New York: Bobbs-Merrill Company, Inc. 403.
- Frisby, J.P., *Seeing: Illusion, Brain and Mind*. 1980, Oxford, England: Oxford University Press. 160.
- Born, M. and E. Wolf, *Principles of Optics*. Sixth ed. 1980, Oxford: Pergamon Press.
- Young, I.T., *Quantitative Microscopy.* IEEE Engineering in Medicine and Biology, 1996. **15**(1): p. 59-66.
- Dorst, L. and A.W.M. Smeulders, *Length estimators compared*, in *Pattern Recognition in Practice II*, E.S. Gelsema and L.N. Kanal, Editors. 1986, Elsevier Science: Amsterdam. p. 73-80.
- Vossepoel, A.M. and A.W.M. Smeulders, *Vector code probabilities and metrication error in the representation of straight lines of finite length.* Computer Graphics and Image Processing, 1982. **20**: p. 347–364.
- Groen, F.C.A., R.J. Ekkers, and R. De Vries, *Image processing with personal computers.* Signal Processing, 1988. **15**: p. 279-291.
- Verbeek, P.W., H.A. Vrooman, and L.J. Van Vliet, *Low-Level Image Processing by Max-Min Filters.* Signal Processing, 1988. **15**: p. 249-258.
- Young, I.T. and L.J. Van Vliet, *Recursive Implementation of the Gaussian Filter.* Signal Processing, 1995. **44**(2): p. 139-151.
- Vincent, L., *Morphological transformations of binary images with arbitrarystructuring elements.* Signal Processing, 1991. **22**(1): p. 3-23.
- Van Vliet, L.J. and B.J.H. Verwer, *A Contour Processing Method for Fast Binary Neighbourhood Operations.* Pattern Recognition Letters, 1988. **7**(1): p. 27-36.
- Canny, J., *A Computational Approach to Edge Detection.* IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1986. **PAMI-8**(6): p. 679-698.
- Marr, D. and E.C. Hildreth, *Theory of edge detection.* Proc. R. Soc. London Ser. B., 1980. **207**: p. 187-217.
- Verbeek, P.W. and L.J. Van Vliet, *On the Location Error of Curved Edges in Low-Pass Filtered 2D and 3D Images.* IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1994. **16**(7): p. 726-733.
- Lee, J.S.L., R.M. Haralick, and L.S. Shapiro. *Morphologic Edge Detection*. In *8th International Conference on Pattern Recognition*. 1986. Paris: IEEE Computer Society.

- Van Vliet, L.J., I.T. Young, and A.L.D. Beckers, *A Non-linear Laplace Operator as Edge Detector in Noisy Images.* Computer Vision, Graphics, and Image Processing, 1989. **45**: p. 167-195.
- Meyer, F. and S. Beucher, *Morphological Segmentation.* J. Visual Comm. Image Rep., 1990. **1**(1): p. 21-46.
- Olivier Faugeras (1993). *Three-Dimensional Computer Vision, A Geometric Viewpoint*, MIT Press.
- David A. Forsyth and Jean Ponce (2003). *Computer Vision, A Modern Approach*, Prentice Hall
- Richard Hartely and Andrew Zisserman (2003). *Multiple View Geometry in computer vision*, Cambridge University Press
- Aleksander, I., Thomas,W. V., and Bowden, P. A. (1984). Wisard: A radical step forward in image recognition. *Sensor Review*, 4:120–124.
- Breiman, L., Friedman, J. H., Olshen, R. A., and Stone, C. J. (1984). *Classification and Regression Trees*. Wadsworth and Brooks, Monterey, Ca.
- Buntine,W. (1992). Learning classification trees. *Statistics and Computing*, 2:63–73.
- Ersoy, O. K. and Hong, D. (1991). Parallel, self-organizing, hierarchical neural networks for vision and systems control. In Kaynak, O., editor, *Intelligent motion control: proceedings*
- Fukunaga, K. (1990). *Introduction to Statistical Pattern Recognition*. Academic Press, 2nd edition.
- Kohonen, T., Barna, G., and Chrisley, R. (1988). Statistical pattern recognition with neural networks: Benchmarking studies. In *IEEE International Conference on Neural Networks*, volume 1, pages 61–68, New York. (San Diego 1988), IEEE.
- Krishnaiah, P. and Kanal, L., editors (1982). *Classification, Pattern Recognition, and Reduction of Dimensionality*, volume 2 of *Handbook of Statistics*. North Holland, Amsterdam.